

ČESKÉ VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V PRAZE

Fakulta elektrotechnická

Katedra radioelektroniky



Diplomová práce

Metody interpolace obrazu z Bayerovy masky digitálních fotoaparátů

Diplomant: Bc. Vladimír Macků

Vedoucí práce: Doc. Mgr. Petr Páta, Ph.D.

Datum: 10.5.2014

ZADANÍ DP

Čestné prohlášení

Prohlašuji, že jsem zadanou diplomovou prací zpracoval sám s přispěním vedoucího práce a používal jsem pouze literaturu v práci uvedenou. Dále prohlašuji, že nemám námitek proti půjčování nebo zveřejňování mé diplomové práce nebo její části se souhlasem katedry.

Datum: 10. 5. 2014

.....

podpis

Poděkování

Tímto bych rád poděkoval vedoucímu práce Doc. Mgr. Petrovi Pátovi, Ph.D. za jeho odborné rady, vstřícný přístup a odborné rady, které pomohly ke vzniku této práce. Dále bych rád poděkoval své rodině za morální podporu po celou dobu mého studia. Také bych rád poděkoval všem lidem, kteří se účastnili subjektivních testů.

Abstrakt

V této práci řeším interpolační metody obrazu, které se získávají z digitálních fotoaparátů. V prvních kapitolách jsou vysvětleny a popsány digitální kamerové čipy a možné způsoby vyčítání informací z čipů. V dalších kapitolách jsou popsány vybrané interpolační metody. V poslední části teoretické části práce jsou popsány vybrané objektivní a subjektivní metody hodnocení kvality obrazu. Tyto vybrané interpolační metody a vybrané metriky jsou následně vyzkoušeny v praxi.

Klíčové pojmy

Lidské oko, snímání obrazu z fotoaparátu, Bayerova maska, CMOS chip, CCD chip, Foveon X3, interpolace nejbližší soused, Bilineární interpolace, Linear Demosaicing Inspired by the Human Visual System, Image Demosaicking with Contour Stencils, objektivní hodnocení MSE, PSNR, SSIM, MSSIM, subjektivní hodnocení DSIS.

Abstract

In this work I deal with image interpolation methods, which are obtained from digital cameras. The first chapters are explained and described digital camera chips and possible ways of retrieving information from the chip. The following chapters describe the selected interpolation method. In the last part of the theoretical section describes selected objective and subjective methods of evaluation of image quality. These selected interpolation method and selected metrics are then tested in practice.

Key terms

Human eye, image capture from the camera, Bayer mask, CMOS chip, CCD chip, Foveon X3, the nearest neighbor interpolation, bilinear interpolation, Linear Demosaicing Inspired by the Human Visual System, Image demosaicking with Contour Stencils, objective evaluation of MSE, PSNR, SSIM, MSSIM, subjective evaluation DSIS.

Obsah

1. Úvod.....	7
2. Lidské oko.....	8
3. Snímání obrazu.....	9
4. Fotoelektrický jev.....	11
5. CCD (Charge-Coupled Device).....	12
5.1. Fungování CCD senzoru.....	12
5.2. Kategorie CCD senzorů.....	13
5.3. Metody vyčítání obrazu z plošných CCD senzorů.....	14
5.3.1.Full Frame (FF).....	14
5.3.2.Frame Transfer (FT).....	15
5.3.3.Interline Transfer (IT).....	15
6. CMOS (Complementary Metal-Oxide-Semiconductor).....	17
6.1. Princip CMOS senzoru.....	17
6.2. BSI CMOS (Backside-illumination CMOS).....	18
7. Foveon X3.....	20
8. Bayerova maska.....	21
9. Základní interpolační techniky.....	22
9.1. Metoda nejbližší sused.....	22
9.2. Bilineární interpolace.....	23
10. Linear Demosaicing Inspired by the Human Visual System.....	24
10.1. Rozklad z barevného kanálu na jas a chrominanci.	25
10.2. Odhad jasu z prostorové dimenze.....	29
10.3. Odhad jasu z frekvenční dimenze.....	29
10.4. Odhad chrominance k rekonstrukci plně barevného obrazu.....	36
10.5. Shrnutí postupu interpolace.	39
11. Image Demosaicking with Contour Stencils.....	40
11.1. Interpolace.....	43
11.2. Bregmanovo rozdělení.....	45

12. Demosaicing with Directional Filtering and a Posteriori Decision.....	49
12.1. Směrová interpolace zeleného kanálu.....	49
12.2. Rozhodnutí o směru	51
12.3. Interpolace červeného a modrého kanálu.....	52
12.4. Vylepšující kroky k odstranění artefaktu.....	53
13. Objektivní hodnocení kvality.	55
13.1. MSE (Střední kvadratická chyba)	55
13.2. PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)	55
13.3. SSIM (Structural similarity index)	56
13.4. MSSIM (Mean structural similarity index)	58
14. Subjektivní hodnocení kvality.	59
14.1. Podmínky pro subjektivní hodnocení kvality.	59
14.2. DSIS (Double Stimulus Impairment Scale)	60
15. Praktická část.....	61
15.1. Objektivní hodnocení interpolovaných metod.....	64
15.2. Subjektivní hodnocení interpolovaných metod.....	70
15.3. Zhodnocení výsledku.....	71
16. Závěr.....	73
17. Použitá literatura.....	74
18. Seznam obrázků.....	76
19. Seznam grafů.....	77
20. Seznam zkratk.....	78

1. Úvod

V posledních letech zažívá fotografování za pomoci digitálních snímačů doslova boom. Za což může jak cenová dostupnost digitálních fotoaparátů, tak i implementace fotografických čipu do mobilních telefonů, nebo do zařízení typu google glass. Ovšem jak získáme z čipu obraz, který si můžeme vytisknout jako svojí fotku z dovolené či si ho nastavit jako plochu na počítači. Právě na tuto otázku odpovím ve své práci.

Proto v úvodu své práce popíši nejdříve různé typy snímačů obrazu a jejich principy zpracování informace o obrazu. V dalších kapitolách se budu zabývat tím, jak získat výsledný obraz, tak jak ho všichni známe pomocí svého vnímání. Při studiu tohoto problému jsem zjistil, že existuje nepřehledné množství interpolačních metod, které tuto problematiku řeší. Proto jsem vybral některé z nich, které jsem v praxi odzkoušel. Což mě přivedlo k řešení dalšího problému. Pokud máme několik metod jak získat výsledný obraz, jak poznáme která metoda je vhodnější? Proto jsem vybrané metody ohodnotil za pomoci objektivních testů, které spoléhají na matematický přístup tak i za pomoci subjektivního testování, které spoléhají na lidské vnímání obrazu.

2. Lidské oko

Lidské oko obsahuje dva typy fotocitlivých receptorů, a to tyčinky a čípky. Oba tyto druhy receptorů se nachází na sítnici.

- Tyčinky

V lidské sítnici se nachází přibližně 130 milionů tyčinek [1], které rozlišují pouze odstíny šedi. Protože jsou velice citlivé na světlo, umožňují nám vidění za šera. Tyčinky nejlépe reagují na vlnovou délku 490nm.

- Čípky

V lidském oku se vyskytuje několik typů čípků. Každý typ se specializuje na jinou vlnovou délku (vnímanou barvu). Na lidské sítnici se nachází přibližně 6 milionů čípků[1]. Což je 20x méně než tyčinek. Ovšem čípky potřebují ke své práci daleko větší osvětlení než tyčinky, ale zase podávají preciznější vidění jak tyčinky. Různé druhy čípků nejde rozeznat na základě stavby buňky, ale na základě druhu fotopsinu, jež obsahují. Rozlišujeme tři druhy čípků[1].

- Čípky citlivé na modrou oblast spektra

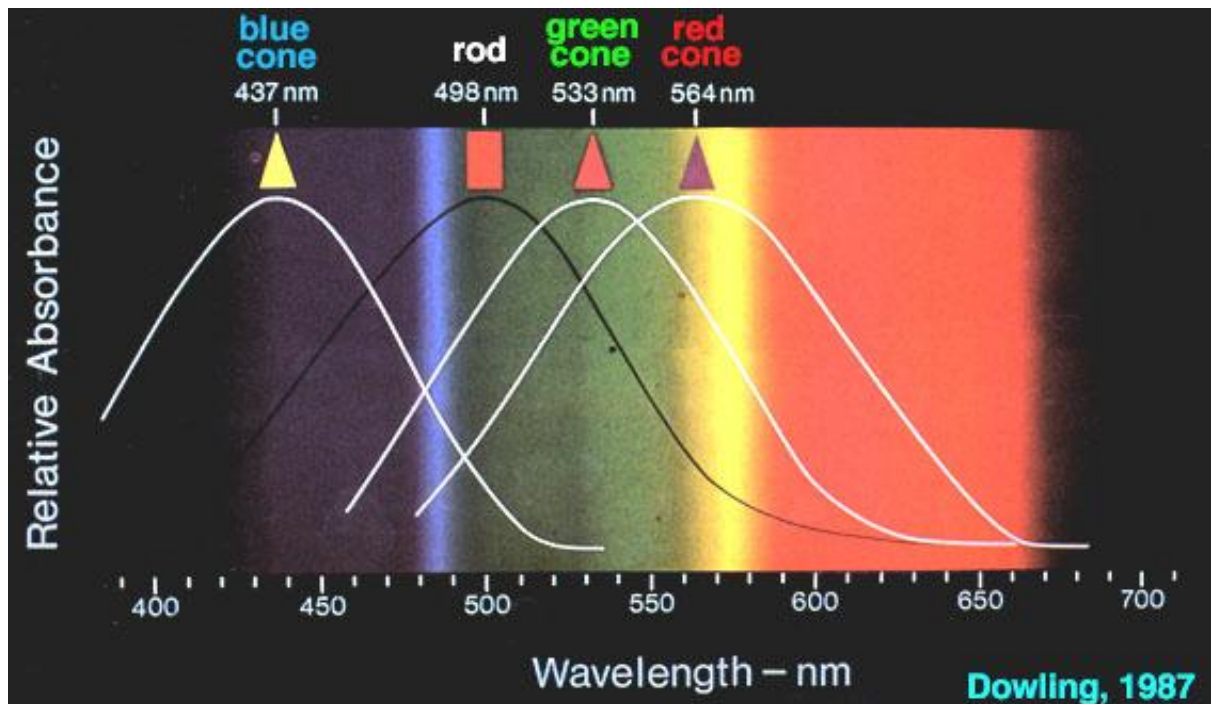
Tyto čípky jsou nejvíce citlivé na vlnovou délku 437nm.

- Čípky citlivé na zelenou oblast spektra

Tyto čípky jsou nejvíce citlivé na vlnovou délku 533nm.

- Čípky citlivé na červenou oblast spektra

Tyto čípky jsou nejvíce citlivé na vlnovou délku 564nm.



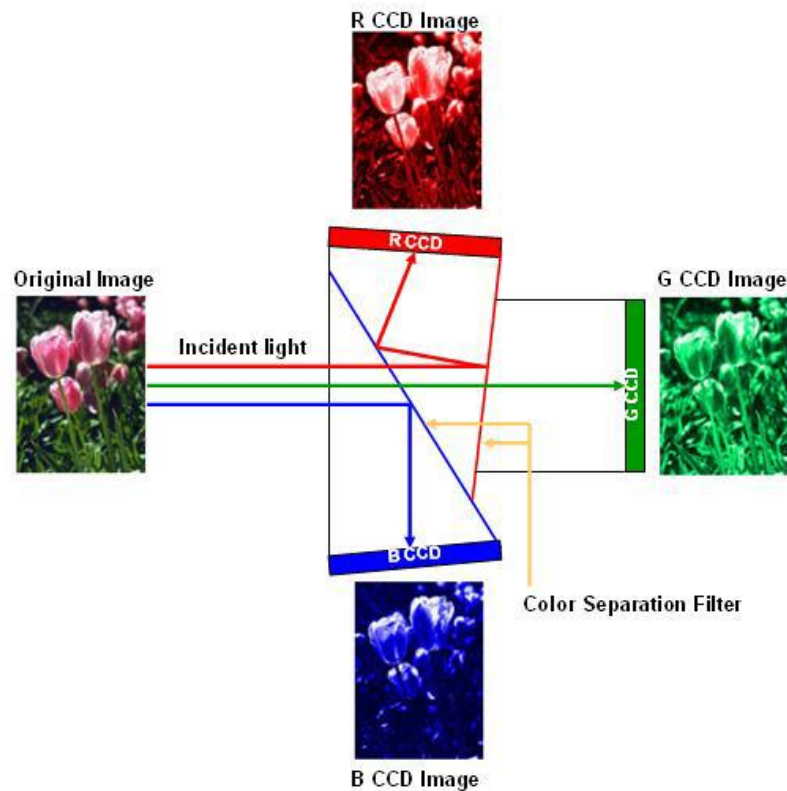
Obr. 2.1 Průběhy citlivostí fotocitlivých receptorů v lidském oku. Obrázek převzat z [4].

3. Snímání obrazu

Jelikož lidské oko obsahuje pouze tři barevné fotocitlivé receptory, proto dostáváme informaci o obrazu jako tři barevné samostatné obrazy, které náš mozek spojí zpět do jednoho barevného obrazu. Díky této vlastnosti lidského oka (barevný metamerismus) a následného vyhodnocení obrazu mozkiem využili konstruktéři techniky zachycující obraz (fotoaparát, kamera, atd.), kdy napodobují lidské oko a mozek. Proto dnes většina obrazové techniky pracuje s barvami R, G, B., kdy se obraz snímá za pomoci těchto tří barev. Mezi hlavní digitální principy snímání obrazu patří.

- Zachycení obrazu za pomoci 3 čipů a optického hranolu (3CCD).

Při této metodě je obraz za pomoci optického hranolu rozložen na tři barevné obrazy R, G, B. Každý barevný obraz je potom zpracován vlastním čipem. Výhoda této metody spočívá v tom, že výsledná barva pixelu je součtem příspěvků od každého čipu. A odpadá početně náročná interpolace barev. Mezi hlavní nevýhody patří větší cena, neboť musíme mít tři čipy a hranol a též velká náročnost na zarovnání rastru pixelů[5].



Obr. 3.1 Princip 3CCD. Obrázek převzat z [5].

- Zachycení obrazu za pomoci 1 čipu.

Při této metodě máme pouze jeden čip, který je rozdělen na jednotlivé barvy za pomoci barevných filtrů (bude rozvedeno v kapitole 8). Poměr zastoupení barev ve filtrech není stejný. Zelená barva je filtrována dvojnásobně oproti zbylým dvěma. A to proto, že lidské oko je na ní nejcitlivější, neboť v zeleném spektru člověk nejvíce vnímá jas a hrany objektu. Každý pixel na čipu snímá pouze jednu barevnou informaci. K následné rekonstrukci obrazu musíme dopočítat barevné informace (interpolovat), o které jsme přišli při použití filtrů. Výhoda této metody je levnější výroba, neboť oproti předchozí metodě máme jenom jeden čip, a dále také odpadá problém se zarovnáváním rastrů na čipu. Ovšem nevýhoda této metody je početní náročnost na rekonstrukci obrazu.

- Zachycení obrazu za pomoci čipu Foveon X3.

Tato metoda využívá jeden čip, který umí v jednom pixelu zachytit všechny tři barvy. Tato metoda bude více rozvedena v kapitole 7.

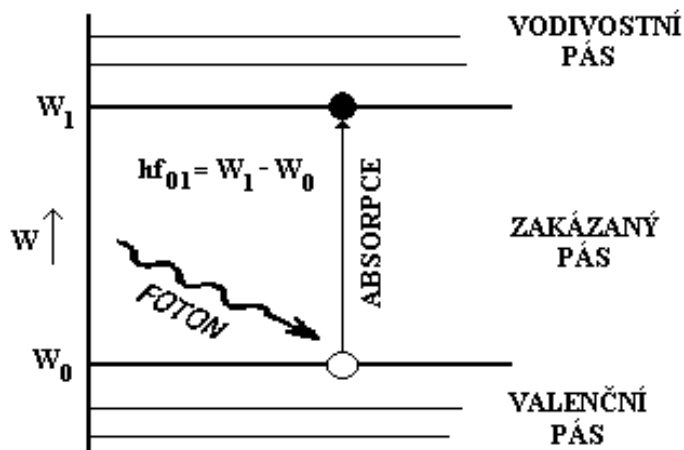
4. Fotoelektrický jev

Fotoelektrický jev je fyzikální jev, při němž jsou elektrony uvolňovány z látky v důsledku absorpce elektromagnetického záření (rentgenové záření, viditelné světlo). Obrazové čipy pro získání informace o obrazu využívají právě takzvaného vnitřního fotoelektrického jevu. Vnitřní fotoelektrický se od vnějšího fotoelektrického jevu liší tím, že uvolněné elektrony neopouštějí látku, ale zůstávají v ní jako vodivostní elektrony. Jelikož jeden elektron interaguje pouze s jedním fotonem, tak výstupní energie elektronu závisí pouze na energii dopadajícího fotonu. Foton si lze představit jako částici energie, jejíž energii určíme podle vzorce (4.1):

$$E = h * \nu \quad (4.1)$$

Kde h je Planckova konstanta $6.626 * 10^{-34} \text{ J} \cdot \text{s}$; ν je frekvence záření v Hz

Z vzorce pro energii fotonu je vidět, že energie fotonu je závislá pouze na frekvenci záření[1]. Pokud elektron (ve valenčním pásu) získá dostatečnou energii od dopadajícího fotonu, může potom překonat zakázaný pás a dostat se do vodivostního pásu. Jak je znázorněno na Obr. 4.1



Obr. 4.1 Přechod elektronu mezi valenčním a vodivostním pásem. Obrázek převzat z [2].

5. CCD (Charge-Coupled Device)

Historie CCD čipu začala roku 1969 v Bellových laboratořích, a to díky pánům Willarda Boyla a George E. Smitha, kteří za jeho objevení dostali v roce 2009 Nobelovu cenu.

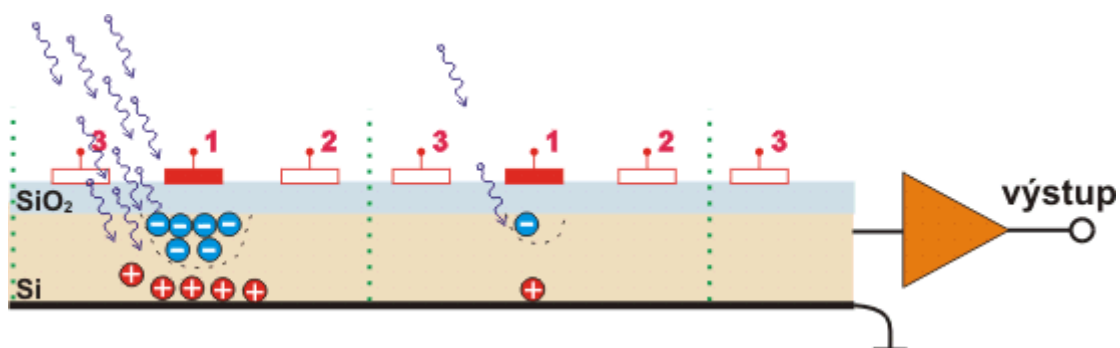
5.1 Fungování CCD senzoru

Princip CCD čipu můžeme rozložit do tří hlavních fází[1]. V první fázi jsou z CCD odebrány všechny volné elektrony, díky tomu máme čistý CCD, ve kterém nebudou zbytky předešlého snímaného obrazu. Je samozřejmé, že tato fáze probíhá bez přístupu světla k CCD[1].

V druhé fázi dochází k zachycení obrazu. Na elektrodu 1 (Obr 5.1.1) přivedeme kladné napětí a na CCD čip začne dopadat světlo. Dopadající fotony excitují elektrony, které jsou přitahovány ke kladné elektrodě 1. Díry, které vzniknou po uvolnění elektronech, jsou přitahovány k druhé elektrodě. Hranice pixelu představují znázornění svislými tečkami, jelikož na levý pixel dopadlo více fotonů než na sousední pixel, je v něm také větší náboj[1]. Je tu patrná, souvislost mezi velikostí náboje a intenzitou světla, kterou můžeme určit i podle vzorce (5.1):

$$Q = \frac{e \cdot \eta \cdot t \cdot E \cdot S}{h \cdot \nu} [C] \quad (5.1)$$

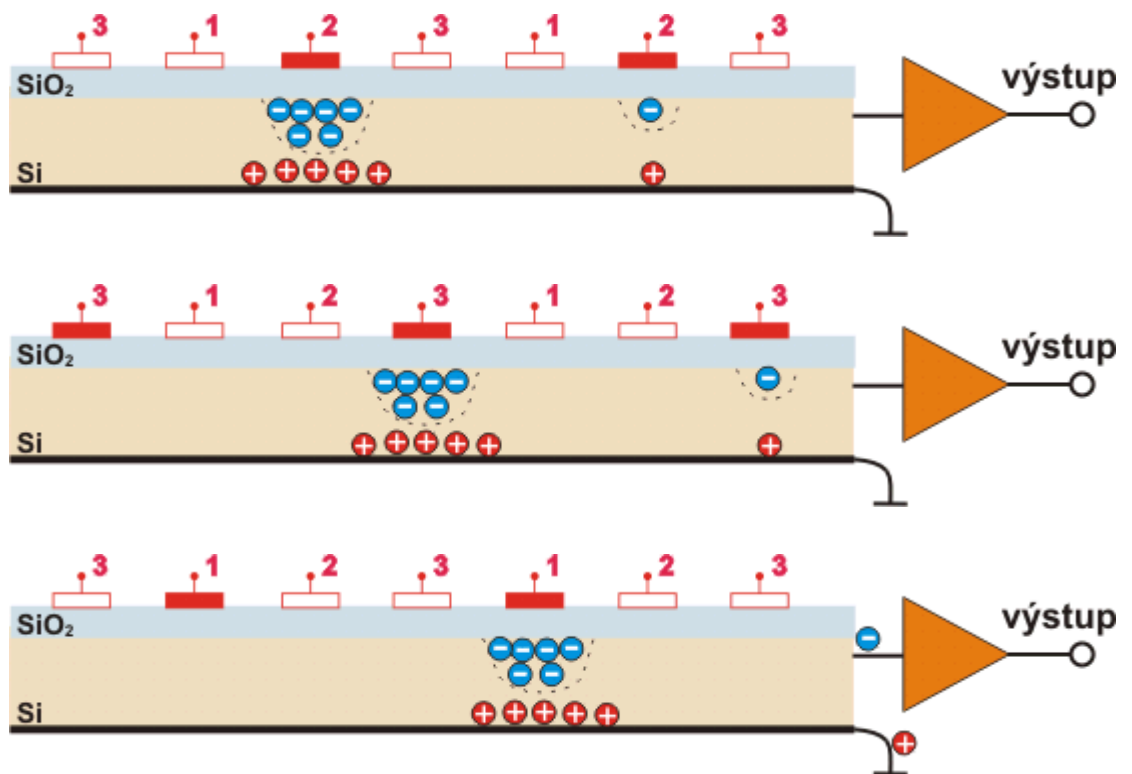
E-Intenzita ozáření; *S*-plocha pixelu; *h*-Planckova konstanta; *ν*-frekvence fotonu; *e*-náboj elektronu; *t*- doba akumulace; *η* – kvantová účinnost



Obr. 5.1.1 Vytvoření náboje v CCD. Obrázek převzat z [1].

V třetí fázi dojde k vyčítání obrazu z čipu. Nejprve zamezíme přístupu světla k čipu. Na obr. 5.2 je vidět princip vyčítání obrazu z CCD čipu. [1] Na elektrody 1, 2, 3 přivedeme trojfázový hodinový signál (existují i CCD se čtyřfázovým nebo i dvoufázovým čtením).

Na elektrodě 2 postupně zvyšujeme napětí, zatímco na elektrodě 1 zase postupně snižujeme napětí, díky tomu se nám náboj postupně přesune pod elektrodu 2. Takto obdobně pokračujeme i u elektrod 2 a 3. Shluky elektronů se přesouvají mezi pixely až k výstupnímu zesilovači, které zesílí velikost hodnoty náboje a za pomoci A/D převodníku následně převedeme hodnotu náboje na binární hodnotu[1].



Obr. 5.1.2 Vyčítání náboje v CCD. Obrázek převzat z [1].

5.2 Kategorie CCD senzorů

CCD můžeme rozdělit do dvou základních kategorií, a to na lineární a plošné CCD[11].

- Lineární CCD

Lineární CCD se používá všude tam, kde nám stačí snímat pouze jednorozměrný obraz. Velice dobrý příklad lineárního CCD je čtečka čárových kódů, kdy nám snímač snímá pouze řádku, která nemusí být ani kolmá na čáry

kódu a na výstupu nám dá pulzy odpovídající černým a bílým čarám. Dalším příkladem může být scanner a fax, kdy se druhý rozměr získá mechanickým posunem.

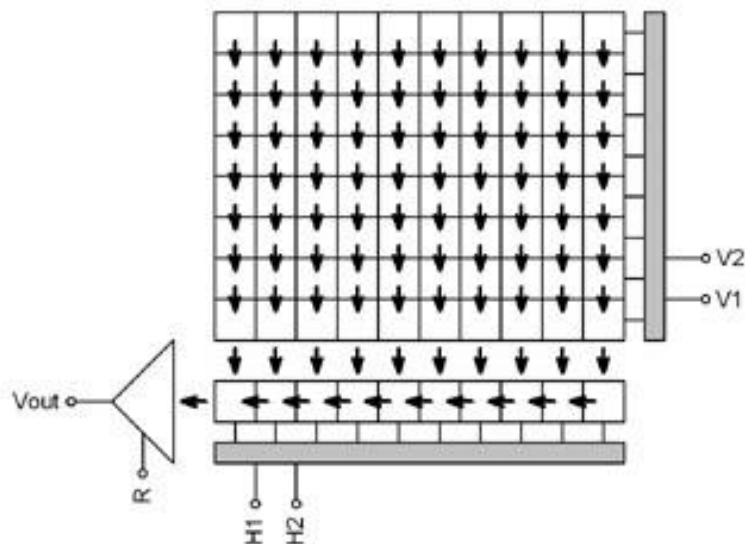
- Plošné CCD

Jelikož ve většině zařízení potřebujeme snímat dvojrozměrný obraz najednou, pro plošné snímání použijeme CCD čip maticového tvaru. Vlastně jde o spojení mnoha lineárních CCD do jednoho čipu. Konstrukce matice se liší podle způsobu vyčítání obrazu z čipu.

5.3 Metody vyčítání obrazu z plošných CCD senzorů

5.3.1 Full Frame (FF)

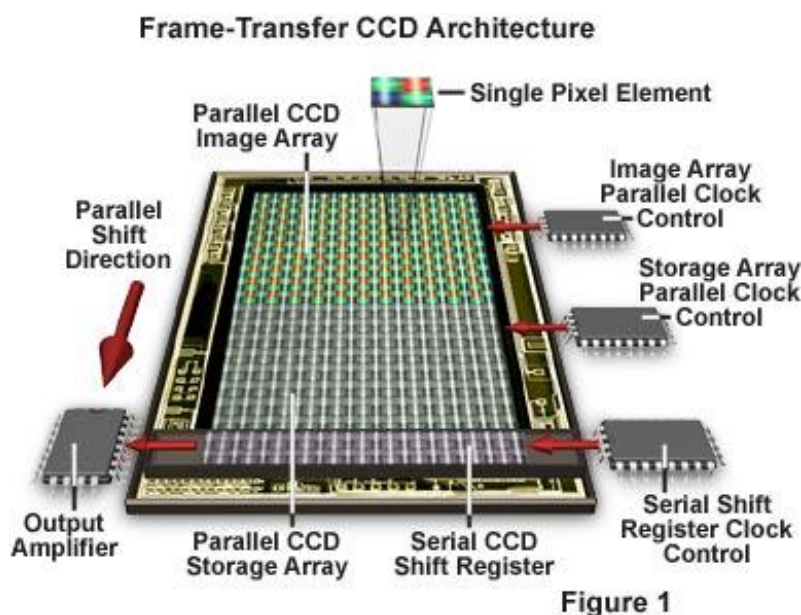
U této konstrukce CCD čipu je plně využita celá plocha čipu na zaznamenávání obrazu, neboť vystavujeme celou plochu čipu světlu. Po snímání obrazu musíme uzavřít uzávěrku přístroje, aby nám světlo během vyčítání obrazu nerozmazávalo stávající obraz. FF čipy se používají hlavně pro snímání slabých zdrojů v astronomii, neboť mají vysokou kvantovou účinnost[11].



Obr. 5.3.1 Schéma Full Frame CCD čipu. Obrázek převzat z [11].

5.3.2 Frame Transfer (FT)

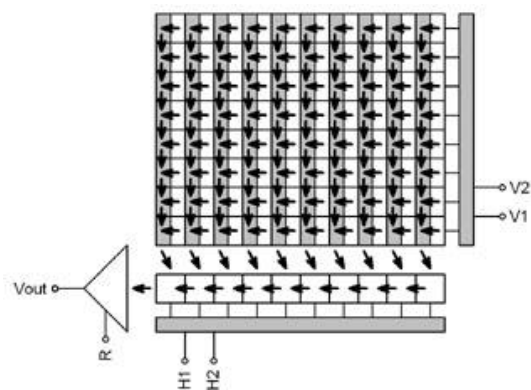
U této konstrukce je CCD čip rozdělen na dvě oblasti. Jedna, kterou vystavujeme světlu a snímá obraz (IA-Imaging Area) a druhou, která překrývá světlo nepropustným povrchem (SA-Storage Area). Jakmile je zaznamenán obraz, tak je náboj velice rychle přesunut z prostoru IA do prostoru SA. Zde je potom digitalizován. Tato konstrukce má tu výhodu, že během zpracování prvního obrazu už můžeme zachytávat další obraz. Za tuto výhodu ovšem zaplatíme tím, že celá polovina čipu nám slouží pouze jenom jako skladiště, neboť velikost SA a IA se musí rovnat. IA musí mít také svoji mechanickou uzávěrku, neboť i při rychlém přesunutí obrazu mezi IA a SA by mohlo dojít k poškození obrazu dopadajícím světlem. Dokonce při velkém osvětlení může dojít k přetečení náboje do SA z IA. Kvůli vysoké ceně těchto čipů se od nich pomalu upouští, neboť vyrobit velký čip bez vadných pixelů není levná záležitost[11].



Obr. 5.3.2 Frame-Transfer CCD čip. Obrázek převzat z [14].

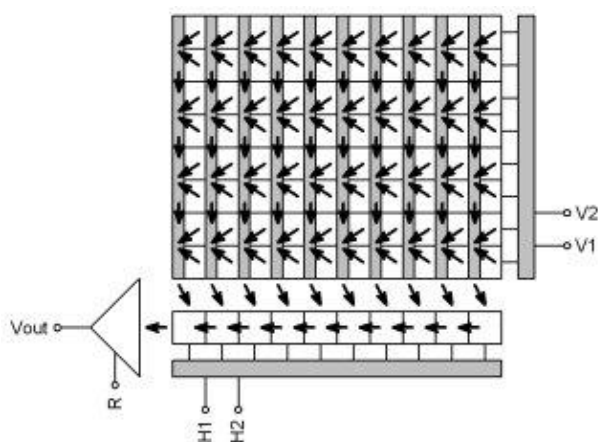
5.3.3 Interline Transfer (IT)

Tato konstrukce je velice podobná konstrukci FT. Ovšem zde jsou zacloněné oblasti prokládány fotocitlivou vrstvou. Každý lichý sloupec reaguje na světlo a každý sudý sloupec je zakryt neprostnou vrstvou. Po skončení snímání se liché sloupce rychle přesunou do sudého sloupce, jsou postupně přesouvány do registru a následně digitalizovány[11].



Obr. 5.3.3 Schéma Interline Transfer CCD čipu. Obrázek převzat z [11].

Prokládání aktivních a neaktivních sloupců nám zmenšuje plochu, která může zaznamenávat obraz. Tento problém můžeme částečně kompenzovat použitím pokročilých výrobních technologií. Z historického hlediska se v televizní technice používá střídání pulsů a ne jednotlivých obrazů. Lichý snímek obsahuje řádky 1, 3, 5 atd., sudý snímek obsahuje řádky 2, 4, 6 atd. Tomuto principu se přizpůsobili i výrobci CCD čipů a změnili konstrukci CCD čipů tak, aby tyto čipy také dokázaly vyčítat jednotlivé pulsů. Ovšem pokud bychom vyčítali jenom pulsů, tak by citlivost snímače klesla na 50%. Proto u této konstrukce CCD čipů jsou exponované řádky elektronicky sečteny tak, že lichý puls obsahuje nejprve samotný první řádek, následovaný součtem 2. a 3. řádku, součtem 4. a 5. řádku atd. Sudý puls pak sečte 1. a 2. řádek, 3. a 4. řádek atd. Tato architektura čipu se označuje jako *Interlaced read*. Architektury čipu, kde se vyčítají všechny pixely najednou, jsou označovány jako *Progressive read*[11].



Obr. 5.3.4 Schéma IT čipu s prokládaným čtením. Obrázek převzat z [11].

6. CMOS (Complementary Metal-Oxide Semiconductor)

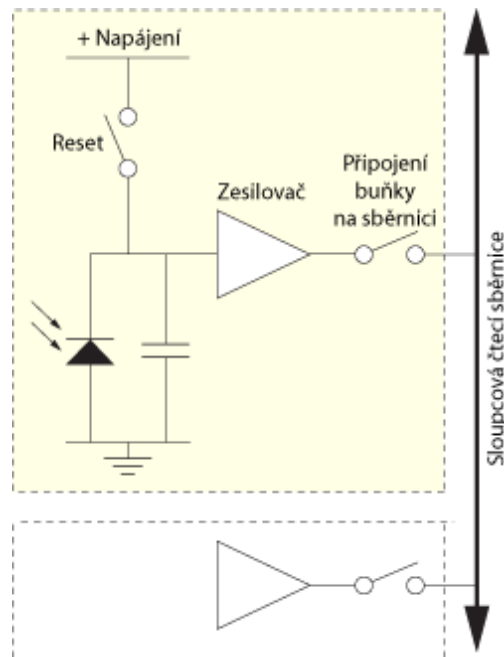
CMOS obvod byl vynalezen Frankem Wanlassem roku 1963 ve společnosti Fairchild Semiconductor. V prvních CMOS obvodech byl pro řídicí elektrody používán hliník, který později nahradil polysilikon, jenž je odolnější proti vysokým teplotám[6]. Hlavní rozdíl mezi CCD a CMOS tvoří vyčítání informace z pixelu a zpracování vyčítání informace z pixelu. V CMOS snímačích obsahuje každý pixel pomocné obvody a transportní obvody. Výhoda je v tom, že tyto obvody mají daleko lepší adresovatelnost a energetickou spotřebu[4]. Hlavně energetická spotřeba je velice důležitá pro přenosné zařízení.

CMOS čipy můžeme dělit do dvou hlavních kategorií[4]:

- pasivní
Zesilovače jsou až v oblasti sloupcových registrů. Mají větší činitel plnění a jsou pomalejší než aktivní.
- aktivní
Zesilovače jsou v každé buňce a řeší zesílení pro každou buňku individuálně. Mají menší činitel plnění, zato jsou rychlejší jak pasivní.

6.1 Princip CMOS senzoru

CMOS senzor je založen na fotodiodě. Proud diodou se mění v závislosti na osvětlení. Jakmile se dioda otevře vlivem dopadající světla, začne se vybíjet kondenzátor, který byl předtím nabit na referenční úroveň. Při cyklu vyčítání informace z buňky se kondenzátor připojí ke sběrnici, kde se vyčte hodnota napětí na kondenzátoru. Toto napětí je nepřímo úměrné osvětlení fotodiody. Čím více je dioda osvětlena, tím více je otevřena a kondenzátor se rychleji vybíjí. Po připojení resetovacího napětí se znova kondenzátor nabije na referenční úroveň. A je připraven na opětovné zaznamenání světelné informace[8].

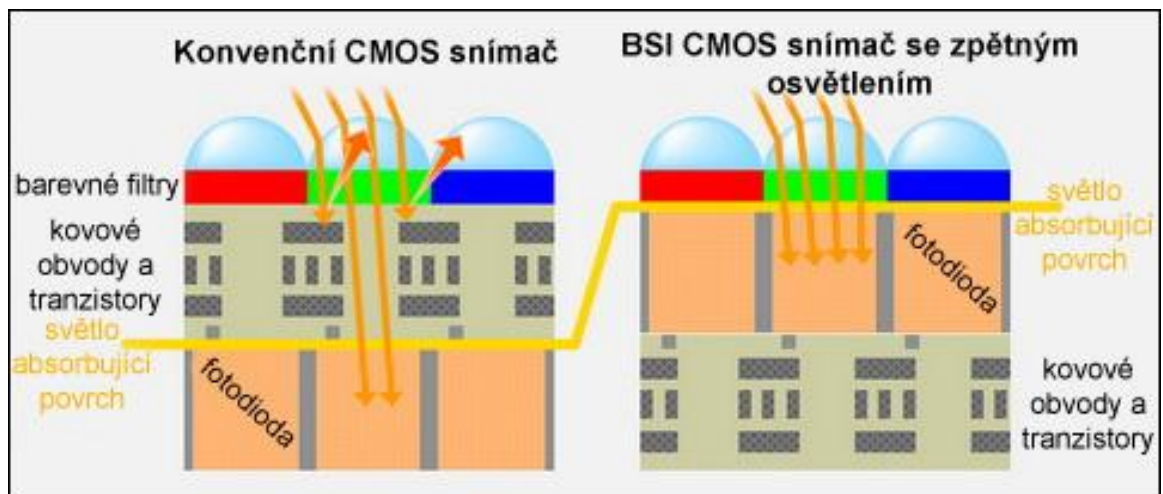


Obr. 6.1.1 Schéma zapojení jedné buňky CMOS senzoru. Obrázek převzat z [8].

6.2 BSI CMOS (Backside-illumination CMOS)

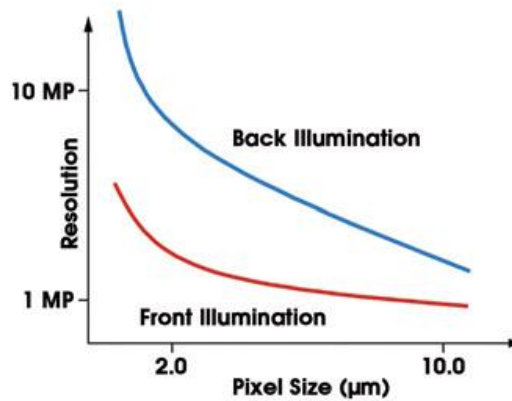
[13]BSI CMOS se objevil poprvé v roce 2007, kdy funkční vzorky představila firma OmniVision Technologies. Ovšem kvůli jejich vysoké ceně, která byla způsobena malou výtěžností při výrobě čipů, se nedostal do širšího použití. V srpnu 2009 firma SONY představila technologii „Exmor R“, ve které nový materiál podle SONY nabízí +8dB u signálu a -2dB u šumu. Spolu s tím došlo ke zlepšení technologie výroby ultratenkých křemíkových wafrů, a tím zlepšení výtěžnosti při výrobě čipů[13]. Ve svých nových zařízeních ho postupně začali používat všichni velký hráči na poli obrazové technologie (Apple, Casio, Samsung, Sony, Fujilm). Před tímto typem CMOS senzoru, využívali výrobci pouze technologii čelního osvětlování senzoru (Front-illumination), kdy jsou řídicí obvody a tranzistory CMOS snímače na povrchu substrátu, který tvoří světlocitlivou oblast pixelů. Z logiky věci vyplývá, že tento typ senzoru zmenšuje světlocitlivou plochu, což je velký problém, který nám brání v miniaturizaci jednotlivých pixelů. Představená technologie BSI CMOS částečně vylepšila tento problém CMOS senzorů. Princip spočívá v tom, že se řídicí obvody a tranzistory

přesunou pod světlocitlivou vrstvou. Architektura BSI CMOS nám tedy přinese daleko lepší citlivost snímače[7].



Obr. 6.2.1 Porovnání mezi příčnými řezy konvenčním front-illumination a back-illumination snímačem CMOS. Obrázek převzat z [7].

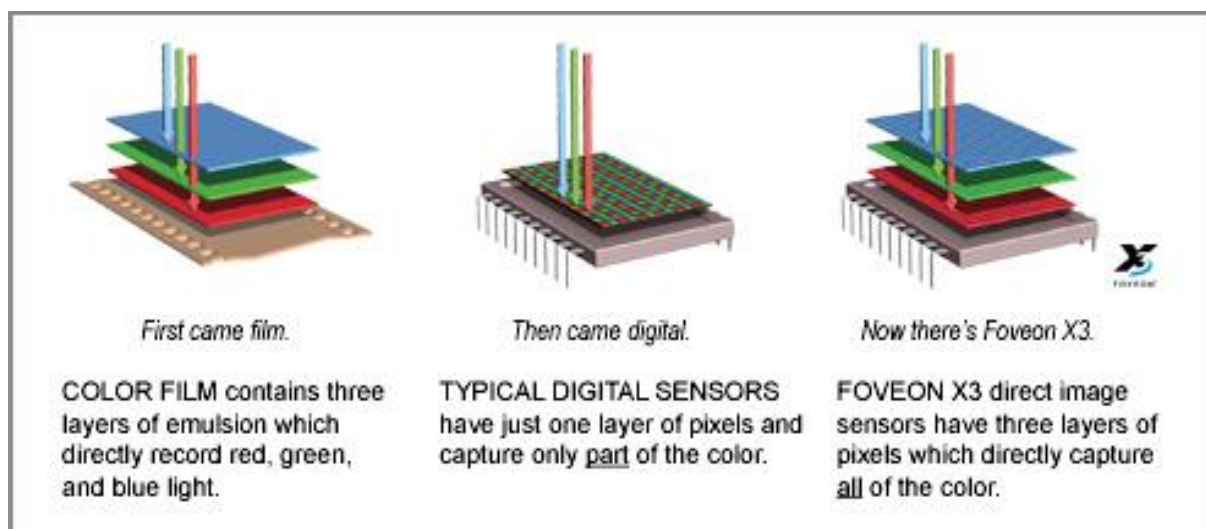
Samozřejmě i tato architektura má svoje nedostatky, jako například vyšší šum, temný proud, (který protéká obvodem, aniž by docházelo k osvětlení snímače, např. tepelný šum). Všechny tyto problémy snižují SNR (odstup signálu od šumu)[7].



Obr. 6.2.2 Porovnání velikosti pixelů a rozlišení u Back a Front Illumination technologií. Obrázek převzat z [12]

7. Foveon X3

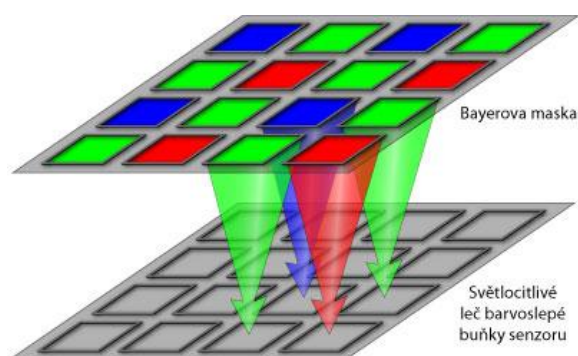
Pro doplnění uvedu čip Foveon X3, který vyvinula firma Fuji v roce 1999. Hlavní rozdíl mezi tímto čipem a čipy CCD a CMOS spočívá v tom, že Foveon X3 na jednom pixelu zachycuje všechny tři barevné informace. Svým principem se velice podobá barevným filmům. Foveon X3 chytře využívá vlastnosti křemíku, kdy různé vlnové délky se zachytávají v různých hloubkách křemíku. Tento čip má své výhody i nevýhody. Mezi nevýhody lze uvést, že je obtížnější vyčítání náboje v různých hloubkách křemíku. Hlavní výhodou tohoto čipu je, že pixel má informace o všech třech barvách, a proto nemusíme interpolovat. Na obrázku.... je znázorněn rozdílný přístup k zachycení barevné informace mezi klasickým barevným filmem, CCD či CMOS čipem a Foveon X3 čipem[3].



Obr. 7.1 Rozdílné přístupy k zachycení barevné informace. Obrázek převzat z [3].

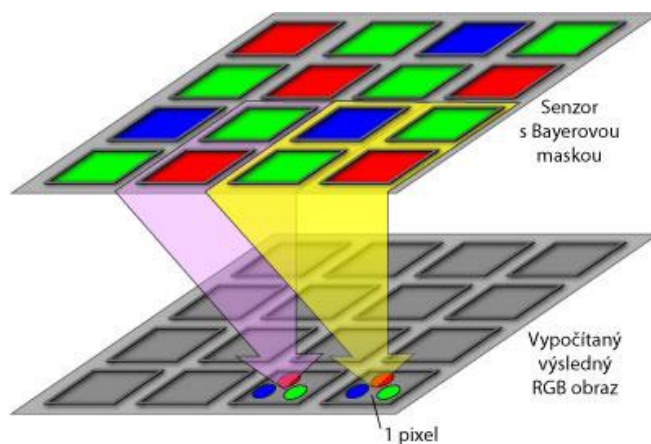
8. Bayerova maska

Problém se sensory CCD i CMOS je, že jsou barvoslepé, zatímco my potřebujeme snímat barevný svět. S řešením přišel Bryce E. Bayer v roce 1976 z firmy Eastman Kodak. Nad sensor se umístí soustava absorpčních filtrů, která zařídí, že každá buňka senzoru zaznamená pouze jednu barvu. V Bayerově masce se pravidelně střídá zelená, modrá, červená barva. Tyto barvy odpovídají vnímání barev oka pomocí čípku, jak jsme již uvedli v kapitole 2. A. Protože je lidské oko nejvíce citlivé na zelenou barvu, tak v Bayerově masce je dvojnásobný počet zelené než modré a červené[9].



Obr. 8.1 Bayerova maska nad senzorem. Obrázek převzat z [9].

Díky Bayerově masce není žádná buňka senzoru schopna zjistit barvu světla ve všech třech RGB složkách současně. Abychom mohli v jednom pixelu mít kompletní barevnou i jasovou informaci, tak musíme interpolovat obraz za pomoci sousedních pixelů[9].



Obr. 8.2 Interpolace v Bayerově masce Obrázek převzat z [9].

9. Základní interpolační techniky

9.1 Metoda neblížeší soused

Tato interpolační metoda je nejjednodušší interpolační metoda ze všech.[15] Interpolace probíhá tak, že chybějící barevná informace v daném pixelu se určí způsobem, že ze sousedního pixelu o stejném barevném kanálu vezmeme jeho hodnotu a tuto hodnotu zapíšeme do hledaného pixelu. Pro demonstraci metody nám poslouží obrázek (Obr. 9.1) a rovnice pod ním uvedené.

G_{11}	R_{12}	G_{13}	R_{14}	G_{15}
B_{21}	G_{22}	B_{23}	G_{24}	B_{25}
G_{31}	R_{32}	G_{33}	R_{34}	G_{35}
B_{41}	G_{42}	B_{43}	G_{44}	B_{45}
G_{51}	R_{52}	G_{53}	R_{54}	G_{55}

Obr. 9.1 Bayerova maska

$$R_{13} = R_{12}; R_{23} = R_{12}, \quad (9.1)$$

$$B_{22} = B_{21}; B_{32} = B_{21}, \quad (9.2)$$

$$G_{23} = G_{22}; R_{32} = G_{31}, \quad (9.3)$$

Jak je ze vzorců (9.1, 9.2, 9.3) patrné, tak interpolace probíhá zkopírováním hodnot zprava doleva. Jelikož jsou barevné kanály R, B pouze v lichém nebo sudém řádku a prosté zkopírování hodnot zprava doleva by nám vytvořilo prázdné řádky, pak po zkopírování hodnot zprava doleva zkopírujeme také celé řádky pro R a B směrem dolů.

9.2 Bilineární interpolace

Bilineární metoda tvoří už o něco pokročilejší interpolace než předchozí interpolační metoda. Ale stále patří mezi jednoduché a neadaptivní metody. Při této interpolační metodě se žádaná barevná informace odhadne pomocí výpočtu průměru z okolních nejbližších hodnot. [16] Vzorec pro výpočet bilineární interpolace je zobrazen na (9.4) a vychází z obrazu (Obr. 9.1) Bayerova maska

$$G_{23} = \frac{G_{13} + G_{22} + G_{24} + G_{33}}{4} \quad (9.4)$$

Jak je patrné z rovnice (9.4), tak tento algoritmus je velice jednoduchý na výpočet. Ovšem na druhou stranu nepřináší uspokojivé výsledky při vyšších prostorových frekvencích.

10. Linear Demosaicing Inspired by the Human Visual System

Tento algoritmus využívá podobnosti mezi lidským vnímáním obrazu a jednočipovými barevnými kamerami. A to ten, že oba systémy pracují s jednou vlnovou délkou. Proto interpolační metoda využije tuto analogii k tomu, že pracuje s jasnými a barevnými, které lépe odpovídají lidskému vnímání obrazu než reprezentace obrazu za pomoci RGB. [17] Alleysson ve své práci tvrdí, že sítnice zaznamenává informace o jas, a tím i informace o hranách a přechodech v plném rozlišení. Na rozdíl od barevnosti, která je sítnicí zaznamenává jako pod-vzorkována. Tyto barevné vzorky jsou dostatečné pro plné prostorové a barevné vnímání. Jak je patrné, tak každý prostorový bod na sítnici obsahuje informace jak o jas, tak i o barevnosti. Ovšem na každém prostorovém bodě je informace pouze o jedné barvě. Tato vlastnost lidského oka je napodobena systémem CFA na jednobarevných čípech. Alleysson ve své práci zjistil, že jeden pixel na barevném obrazu, který je získán za pomoci CFA, obsahuje jen jednu barevnou informaci na pixel. Obraz, který obsahuje jednu barevnou informaci na pixel, může být interpretován jako obraz, kde jas a barevnost mají různou polohu ve Fourierově oblasti. Jak je patrné, tak chrominance není barevná informace v pixelu, ale rozdíl mezi barevnou informací a jasnými. A navíc jas je zaznamenán v plném rozlišení na rozdíl od barevnosti, která je zaznamenána jako pod-vzorkována. Pro určení ostrosti v HVS je daleko lepší achromatický jas než chromatická prostorová ostrost. Vzhledem k vysoké korelaci mezi chromatickou a jasovou informací ve vysokých prostorových frekvencích, výsledná chrominance obsahuje pouze nízké prostorové frekvence, zatímco vysoké frekvence jsou potlačeny. Proto je interpolace s pod-vzorkovanou barevností účinnější než interpolace pod-vzorkovaných barevných kanálů, které obsahují vysokofrekvenční prostorové složky. Alleysson navrhl estimátor, který ve Fourierově oblasti rekonstruuje jas, který obsahuje informace o prostoru, hranách a chrominanci, která obsahuje informaci o barvách. Výsledný plnobarevný obrázek je rekonstruován jako součet obou složek a to jas a chrominance.

10.1 Rozklad z barevného kanálu na jas a chrominanci.

Tato část je věnována barevnému mozaikovému obrazu, který je zaznamenán pomocí jednoho čipu s CFA s Bayerovskou maskou (Obr. 9.1). Ta se skládá ze tří barevných pod-vzorkovaných kanálů, a to červeného, zeleného a modrého. Jinak řečeno v každém pixelu v mozaikového obrazu je jedna barva. I když se na první pohled nezdá, že by mozaikový obraz mohl být vyjádřen jako bezbarvý jas a barevný signál, tak to v této kapitole prokážeme.

Barevný signál se skládá ze tří rozdílných barevných pod-vzorkovaných signálu. Alleysson ve své práci uvádí, že Bayerova maska je nejlepší prostorové uspořádání tří barevných vzorků na čtvercové síti pro potlačení aliasingu. A proto budeme při popisu tohoto algoritmu používat toto prostorové rozložení.

Popíšeme si obrázek (obr. 9.1) s Bayerovou maskou. Tento obraz je složen ze tří barevných komponent C_i . Plnobarevný signál znamená nepod-vzorkovaný barevný signál. Plnobarevná složka C_i je na každém disktrétním prostorovém umístění (x, y) a může být vyjádřena jako trojrozměrný vektor složený z plných barevných kanálů, červený (R), zelený (c) a modrý (b).

$$I(x, y) = \{C_i(x, y)\}, i \in \{R, G, B\}, (x, y) \in N^2 \quad (10.1)$$

Pro získání plných barevných kanálů můžeme použít některou z jednoduchých interpolací, které jsou popsány v předchozích kapitolách. V našem případě využijeme bilineární interpolaci jako Alleysson ve své práci. Jelikož je tato interpolace popsána v kapitole 9.2. ,tak už ji zde nebudeme dále rozepisovat. Každá složka barvy v každém spektrálním umístění $C_i(x, y)$ odpovídá prostorovému vzorku a intenzitě světla o příslušné vlnové délce $E(x, y, \lambda)$ a také citlivosti filtru $\varphi_i(\lambda)$ a, který je umístěn nad příslušným umístěním. $C_i(x, y)$ vypočítáme následovně:

$$C_i(x, y) = \int_{\lambda} E(x, y, \lambda) \varphi_i(\lambda) d\lambda. \quad (10.2)$$

$C_i(x, y)$ integrujeme přes celou plochu bodu snímače.

V [17] je uvedeno, že stejný obraz I obsahuje barevné kanály C_i , jež lze vyjádřit za pomoci jeho jasů Φ a [18] rozdílových barev (chrominance) Ψ . Zde je Φ definována jako skalární intenzita obrazu, jež je vypočítána jako vážený průměr tří různých barevných kanálů C_i . Chrominance se definuje jako trojrozměrný vektor Ψ , obsahující kanály rozdílovou barvu Ψ_i . Kanál rozdílové barvy Ψ_i se vypočítá jako rozdíl mezi C_i a Φ .

Pak celý plnobarevný obraz I může být definován takto:

$$I(x, y) = \{C_i(x, y)\} = \Phi(x, y) + \{\Psi_i(x, y)\} \quad (10.3)$$

kde jas je vypočítán:

$$\Phi(x, y) = \sum_i p_i C_i(x, y) \quad (10.4)$$

p_i označuje koeficient C_i použitý ve váženém součtu. Čím větší je koeficient p_i , tím více ovlivňuje C_i a tím větší má vliv na výsledný jas Φ .

Podmínky pro p_i jsou:

$$\sum_i p_i = 1, \quad p_i > 0. \quad (10.5)$$

Druhá část plného barevného obrazu je chromaninační vektor Ψ a jeho součást Ψ_i vypočítáme:

$$\begin{aligned} \Psi_i(x, y) &= C_i(x, y) - \Phi(x, y) = \\ C_i(x, y) - \sum_i p_i C_i(x, y) &= (1 - p_i) C_i(x, y) - \sum_{j \neq i} p_j C_j(x, y). \end{aligned} \quad (10.6)$$

Jak si můžeme všimnout, tak máme k dispozici mozaikový obraz $I_{CFA}(x, y)$ namísto plného barevného obrazu $I(x, y)$, když jsme k zachycení scény použili jednočipovou kameru. Proto potřebujeme zjistit souvislost mezi jasnem a mozaikovým obrazem a jak můžeme odhadnout jas. Mozaikový obraz I_{CFA} Obr. 10.3 (e) je skalární obraz, který má pouze jednu barevnou složku v prostorovém umístění (x, y) a může být vyjádřen jako:

$$I_{CFA}(x, y) = \sum_i m_i(x, y) C_i(x, y) \quad (10.7)$$

Kde m_i je ortogonální subsampling funkce. Každá funkce m_i v konkrétním místě (x, y) obsahuje 1 nebo 0, a to pokud je v daném místě přítomna barva i .

Tyto funkce mohou být vyjádřeny následujícím vzorcem:

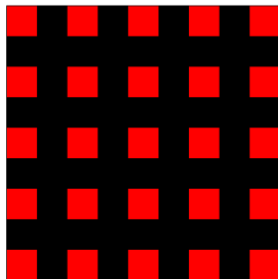
$$m_i \cdot m_j = \begin{cases} 1 & \text{for } i = j \\ 0 & \text{for } i \neq j \end{cases}, \sum_i m_i = 1 \quad (10.8)$$

V našem případě Bayer CFA m_i můžeme vypočítat podle následujících vzorců pro každou danou barvu.

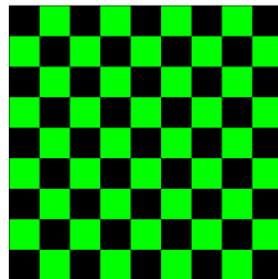
$$m_R(x,y) = \frac{(1 + \cos(\pi x))(1 + \cos(\pi y))}{4}$$

$$m_G(x,y) = \frac{(1 - \cos(\pi x))\cos(\pi y)}{4}$$

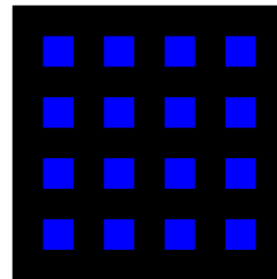
$$m_B(x,y) = \frac{(1 - \cos(\pi x))(1 - \cos(\pi y))}{4} \quad (10.9)$$



(a)



(b)



(c)

Obr.10.1 Ukázka funkce modulace

(a) Funkce červené modulace $m_R(x,y)$.

(b) Funkce zelené modulace $m_G(x,y)$.

(c) Funkce modré modulace $m_B(x,y)$.

m_i si lze představit jako modulační funkci realizující prostorový multiplex podvorků barevného signálu. Pod-vzorky barevného signálu jsou znázorněny na obr. 10.3

(f)-(h). Průběhy těchto modulačních funkcí zná na obr. 10.2. Tyto modulační funkce m_i lze vyjádřit jako součet dvou částí. A to konstanty p_i a modulační části \tilde{m}_i .

$$m_i = p_i + \tilde{m}_i \quad (10.10)$$

Následně poté můžeme i mozaikový obraz I_{CFA} vyjádřit jako součet dvou částí. A to skalární jasové ϕ a skalární části chrominance Ψ_{CFA} . Všimněte si, že část chrominance je skalární, neboť i mozaikový obraz I_{CFA} je skalární. Pak i výsledek součtu musí být skalární a ne vektorový. Poté mozaikový obraz může být vypočten následující rovnicí.

$$\begin{aligned} I_{CFA}(x, y) &= \sum_i m_i(x, y) C_i(x, y) \\ &= \sum_i p_i(x, y) C_i(x, y) + \sum_i \tilde{m}_i(x, y) C_i(x, y) = \Phi(x, y) + \Psi_{CFA}(x, y) \end{aligned} \quad (10.11)$$

Z (10.11) vyplývá, že chrominance Ψ_{CFA} je závislá na modulační části \tilde{m}_i . Pokud vezmeme v úvahu rovnice (10.8), která tvrdí, že součet modulačních funkcí je 1, pak mozaikový obraz může být vyjádřen také následujícím vzorcem.

$$\begin{aligned} I_{CFA}(x, y) &= \sum_i m_i(x, y) C_i(x, y) \\ &= \sum_i m_i(x, y) [\Psi_i(x, y) + \Phi(x, y)] = \Phi(x, y) + \sum_i m_i(x, y) \Psi_i(x, y). \end{aligned} \quad (10.12)$$

Porovnáním rovnice (10.11) s (10.12) lze chrominanční Ψ_{CFA} vypočítat následujícím vzorcem.

$$\Psi_{CFA}(x, y) = \sum_i m_i(x, y) \Psi_i(x, y). \quad (10.13)$$

Nyní je jasně patrné, že Ψ_{CFA} není nic jiného než chrominanční vektor Ψ_i s pod vzorky podle modulačních funkcí m_i a demultiplexovaných do jednoho skalárního barevného obrazu. Všimněte si, že jas je vypočítán přesně jako v (10.4). Jas se nenásobí

modulační funkcí, to znamená, že jas obsahuje úplné prostorové uspořádání. Jas může být vrácen do mozaikového obrazu. Jas je potřeba určit pro každý pixel v prostoru R, G a B v mozaikovém obrazu. [17] Alleysson navrhl dva způsoby, jak vyřešit tento problém.

10.2 Odhad jasu z prostorové dimenze

Prvním z nich je odhad jasu za pomoci konvolučního jádra, které je navrženo pro prostorovou oblast. Jádro bylo navrženo s jedním omezením. Jasový signál, který vznikne konvolucí mozaikového obrazu s navrženým jádrem bude mít stejnou váhu pro R, G a B pro každý prostorový bod. S respektováním tohoto omezení můžeme navrhnout konvoluční jádro pro odhad jasu. Pro Bayerovu masku má konvoluční jádro velikost 3x3, protože Bayerova maska obsahuje tři barvy. Výsledné jádro je normalizované. Jinak řečeno. Filtr je součet všech jader do jednoho. Navrhované konvoluční jádro $kern\Phi$:

$$kern\Phi = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (10.14)$$

Odhad jasu z mozaik obrazu je následně vypočítán jako konvoluce jádra $kern\Phi$ a mozaikového obrazu I_{CFA} :

$$\Phi_{Est} = kern\Phi * I_{CFA} \quad (10.15)$$

Jasový signál Φ_{Est} lze odhadnout z mozaikového obrazu I_{CFA} pomocí konvolucí, která je uvedena v rovnici (10.15).

10.3 Odhad jasu z frekvenční dimenze

Druhou možností jak odhadnout jas je navrhnout filtr, který ve frekvenční oblasti odděluje jas z chrominance. Lay-out z frekvenčního spektra mozaikového obrazu závisí na modulačních funkcích m_i . Výsledné frekvenční spektrum z mozaikového obrazu může být vypočteno z plného barevného obrazu I , které obsahuje barevné kanály C_i a modulační funkce m_i podle rovnice:

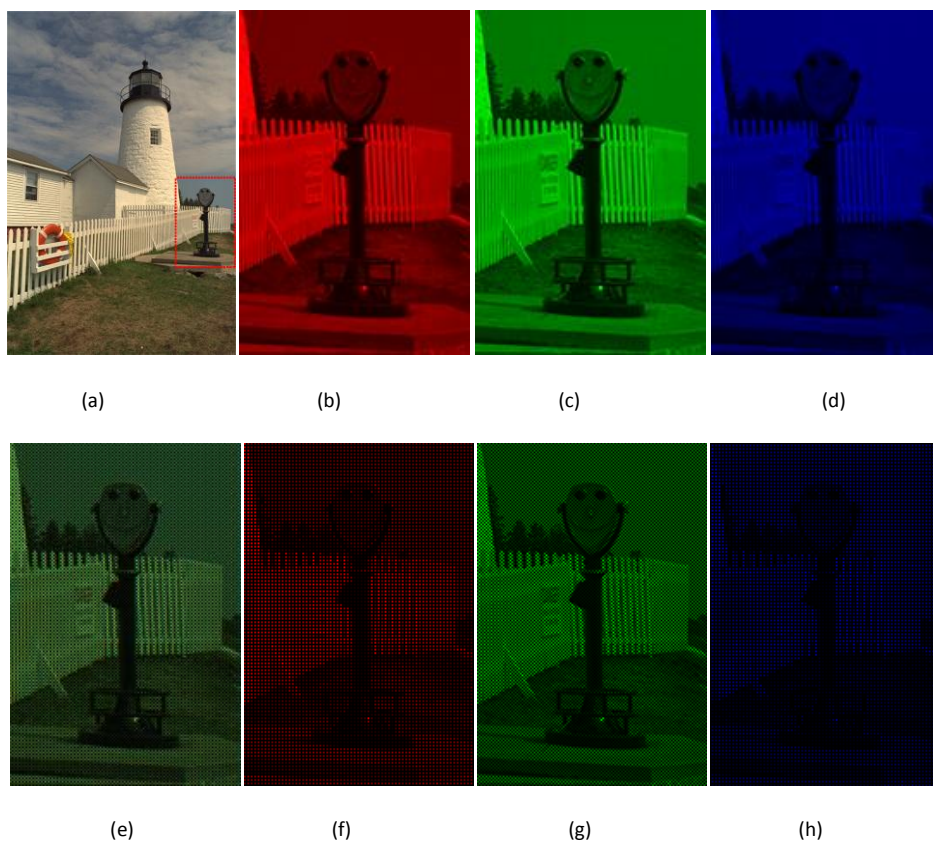
$$\hat{I}_{CFA}(f_X, f_Y) = \sum_i [\hat{C}_i(f_x, f_y) * \hat{m}_i(f_x, f_y)] \quad (10.16)$$

jak můžeme vidět na (10.16). Frekvenční spektrum mozaikového obrazu je vypočítáno jako konvoluce Fourierovy transformace pro každý barevný kanál originálního obrazu \hat{C}_i a Fourierovy transformace pro každou modulační funkci m_i . Modulační funkce m_i je vyjádřena ve vzorci (10.9) a skládá se z kosinových funkcí.

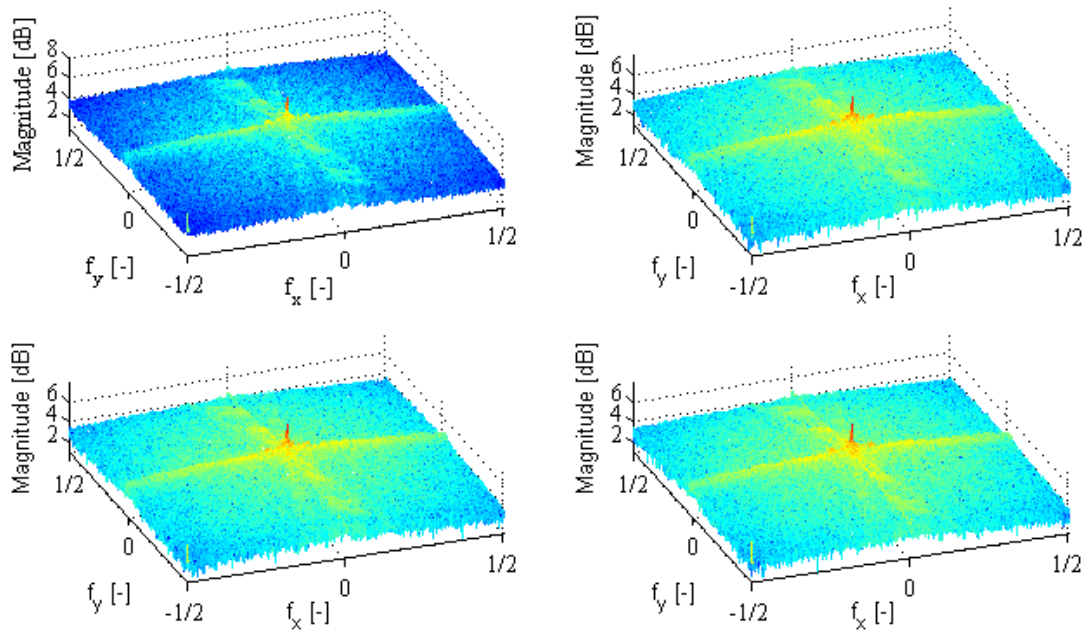
Tyto funkce jsou vyjádřeny jako Dirac. Výpočty modulačních funkcí vyjádřených ve Furiově doméně jsou uvedeny níže:

$$\begin{aligned} \hat{m}_R(f_x, f_y) &= \pi^2 \left(\sum_{r=-1}^1 \frac{1}{1+|r|} \delta(f_r) \right) \left(\sum_{s=-1}^1 \frac{1}{1+|s|} \delta(f_s) \right) \\ \hat{m}_G(f_x, f_y) &= 2\pi^2 \delta(f_x) \delta(f_y) - \frac{\pi^2}{2} \left(\sum_{\substack{r=-1 \\ r \neq 0}}^1 \delta(f_r) \right) \left(\sum_{\substack{s=-1 \\ s \neq 0}}^1 \delta(f_s) \right) \\ \hat{m}_B(f_x, f_y) &= \pi^2 \left(\sum_{r=-1}^1 \frac{(-1)^r}{1+|r|} \delta(f_r) \right) \left(\sum_{s=-1}^1 \frac{(-1)^s}{1+|s|} \delta(f_s) \right) \end{aligned} \quad (10.17)$$

kde $f_r = f_x - r/2$, $f_s = f_y - s/2$ a δ značí diskrétní Dirackovo rozdělení. Tyto modulační funkce m_i lokalizované na chrominanci a jasu ve Furiově oblasti, neboť $\hat{C}_i(f_x, f_y) * \delta(f_x - a, f_y - b) = \hat{C}_i(f_x - a, f_y - b)$. Tato vlastnost je známá jako modulační věta. Na obr. 10.4 je zobrazeno spektrum původního obrazu I a spektra barevných kanálů C_i . V $\frac{1}{2}$ frekvenčních os označuje jednu polovinu vzorkovací frekvence v horizontální f_x a vertikální f_y . Jak je vidět z funkcí modulace (10.17) frekvenční spektrum červeného a modrého kanálu se posune v horizontálním, vertikálním a diagonálním směru, viz obr. 10.5(b),(d). Frekvenční spektrum zeleného kanálu je posunuté pouze v horizontálním směru, viz obr. 10.5(c). Spektra jsou zobrazena na obr. 10.4 a obr. 10.5 a odpovídají obrazům zobrazeným na obr. 10.3.

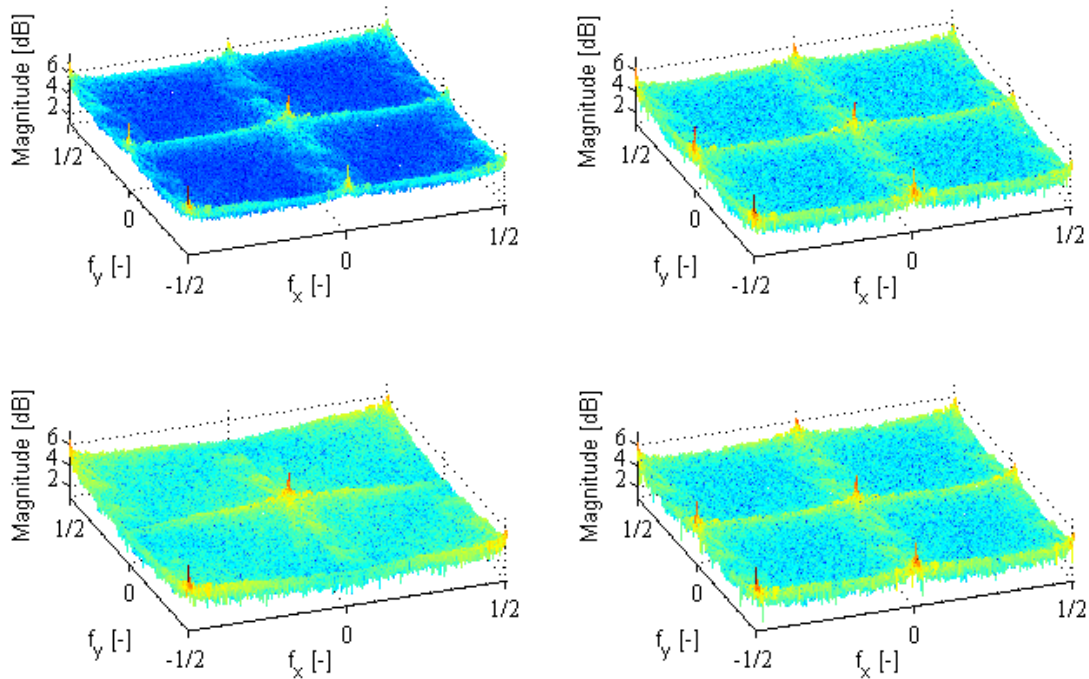


Obr.10.2 Ukázka plnobarevného obrazu a mozaiky obrazu rozloženého do barevných kanálů
(a) Originální plnobarevný obraz I , (b) R kanál z původního obrazu C_R
(c) G kanál z původního obrazu C_G , (d) B kanál z původního obrazu C_B
(e) Mozaikový obraz I_{CFA} , (f) Sub-vzorky R kanálu $m_R C_R$,
(g) Sub-vzorky G kanálu $m_G C_G$, (h) Sub-vzorky B kanálu $m_B C_B$,



Obr. 10.3. Rozsah frekvenčního spektra originálního obrazu I .

**(a) Spektrum původního obrazu, (b) Spektrum červeného kanálu
(c) Spektrum zeleného kanálu, (d) Spektrum modrého kanálu.**



Obr. 10.5 Rozsah frekvenčního spektra mozaiky obrazu I_{CFA} .

**(a) Spektrum mozaik obrazu, (b) Spektrum sub-vzorku červeného kanálu
(c) Spektrum sub-vzorku zeleného kanálu, (d) Spektrum sub-vzorku modrého kanálu.**

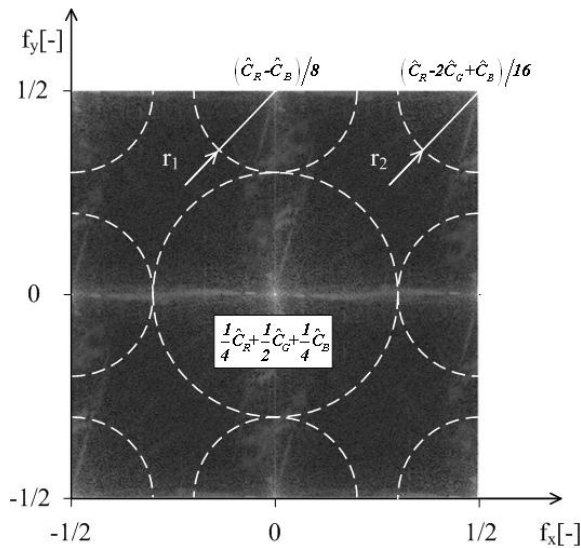
Ve [17], Fourierově frekvenčním spektru je prostorově multiplexovaný obraz ve skutečnosti součet sub-vzorku spektra barevného kanálu. (Obr. 10.3 (f), (g) a (h)) a výsledný součet je zobrazen na (e). Spektrum mozaikové obrazu může být vyjádřeno:

$$\begin{aligned} \hat{I}_{CFA} = & \sum_i p_i \hat{C}_i(f_x, f_y) \\ & + \frac{1}{8} \sum_{r=-1; r^1_0}^1 \sum_{s=-1; s^1_0}^1 \{ \hat{C}_R(f_r, f_s) - \hat{C}_B(f_r, f_s) \} \\ & + \frac{1}{16} \sum_{r=-1; r^1_0}^1 \sum_{s=-1; s^1_0}^1 \{ \hat{C}_R(f_r, f_s) - 2\hat{C}_G(f_r, f_s) + \hat{C}_B(f_r, f_s) \} \end{aligned} \quad (10.18)$$

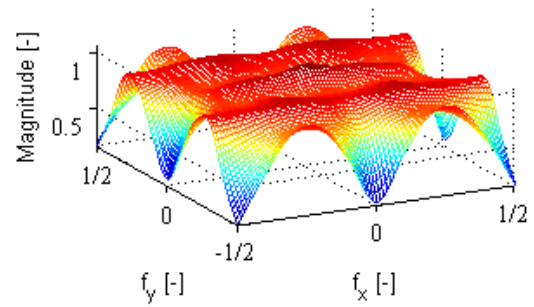
Na obr. 10.6 (a) je zobrazeno spektrum amplitudy jednobarevného pixelu obrazu. Tento obraz je pod-vzorkem podle CFA s Bayerovou mozaikou. Jak můžeme vidět, spektrum obsahuje devět oblastí, kde je soustředěna energie. Jas se nachází ve středové oblasti a další oblasti se nacházejí na hranicích frekvenční oblasti, dle odpovídající chrominanci. Je vidět, že mozaikový obraz obsahuje informace o jasu, jenž obsahuje úplné prostorové rozlišení. Proto lze jas Φ_{Est} odhadnout pomocí filtrováním dolní propustí při zvolení odpovídající frekvenční doménou jasu. Chrominanci lze odhadnout pomocí horní propustí.

Alleyson [17] navrhnul filtr, který lze použít k odhadu jasu. Ten předpokládá, že filtr má Gaussovu odezvu. Gaussova funkce (přenosová funkce filtru) je soustředěna ve spektru chrominance a jeho tvar je ovlivněn dvěma parametry. A to průměry r_1 a r_2 , jež jsou znázorněny na obr. 10.6 (a). Iterativním výpočtem průměru lze získat nejlepší zrekonstruovaný obraz. Pokud jde o získání co nejlepšího parametru při objektivním hodnocení, např. (PSNR). Oblasti, které vytvoří tyto průměry, jsou sníženy díky filtrovaným dolní propustí. Na obr. 10.6 (c) je zobrazena mezivrstva přenosové funkce jasu filtru se spektrem amplitudové mozaiky obrazu. Tmavší modré plochy jsou průměry r_1 a r_2 potlačené díky filtraci přes dolní propust. Odhadovaný jas Φ_{Est} se liší od jasu Φ , který je vypočítán přímo z plnobarevného obrazu I podle rovnice (10.5). Rozdíl mezi spektrem odhadované jasu Obr. 10.6 (d) a nezkresleným spektrem jasu obr. 10.6 (e) je významný. Spektrum odhadovaného jasu obsahuje zbytek spektra

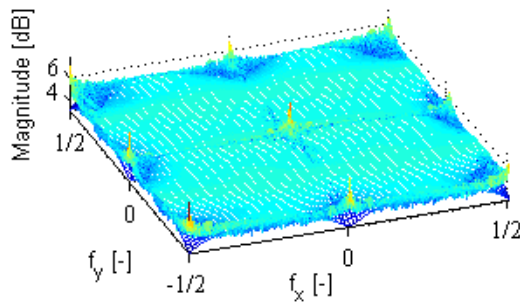
chrominance, jež se nachází na hranicích a v rohu frekvenční oblasti. Rozdíl v jasech je znázorněn na obr. 10.7. Původní jas Φ zachovává vysokofrekvenční složky na rozdíl od odhadovaného jasu Φ_{Est} , který trpí na aliasing, protože část chrominančního signálu je obsažena v jeho spektru, viz obr. 10.6(d). Tento rozdíl způsobuje artefakty v rekonstruovaném obrazu I_{Est} . Tvar přenosové funkce filtru lze zvolit libovolně. Přenosová funkce navrhovaného filtru je znázorněna na obr. 10.6(b). Tato přenosová funkce byla optimalizovaná pro obraz majáku obr. 10.3(a).



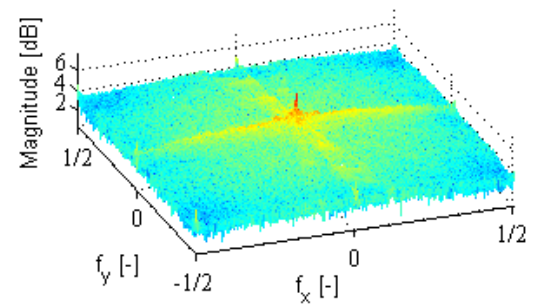
(a)



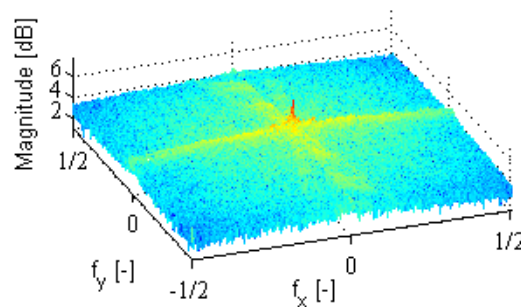
(b)



(c)



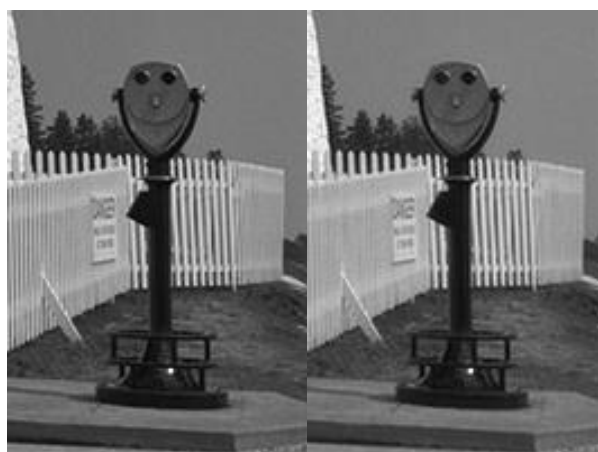
(d)



(e)

Obr. 10.4 Ukázka odhadu jasu ve frekvenční oblasti.

- (a) Frekvenční spektrum mozaikového obrazu, energie jasu je soustředěna centru frekvenční energie chrominančního signálu je soustředěna na hranicích a v rozích (r_1 a r_2),
 (b) přenosová funkce filtru navržená v [allyson] používaná k odhadu jasu z mozaikového obrazu I_{CFA} ,
 (c) simulace filtračního účinku na spektrum mozaikové obrazu, tmavší modré oblasti budou potlačeny po filtraci,
 (d) rozsah frekvenčního spektra odhadovaného jasu,
 (e) frekvenční spektrum jasu vypočítaného přímo z původního obrazu I



(a)

(b)

Obr.10.5 Rozdíl mezi jasem Φ a odhadovaným jasem Φ_{Est} .
(a) Jas vypočítán přímo z původního obrazu,
(b) Jas vypočten z mozaikového obrazu filtrován přes dolní propust.

10.4 Odhad chrominance k rekonstrukci plně barevného obrazu

Teď, když máme odhadnutý jas, je potřeba k rekonstrukci plně barevného obrazu I , plný chrominanční signál Ψ , který obsahuje potřebné chrominanční části Ψ_i . Sub-vzorky chrominančního signálu Ψ_{CFA} lze vypočítat podle rovnice (10.13). Všimněte si, že je nutné použít odhadovaný jas Φ_{Est} , protože původní jas Φ je nenávratně ztracen důsledkem vzorkování barevné informace CFA. Pod-vzorky j , jež jsou částí chrominančního vektoru Ψ , můžeme vypočítat vynásobením pod-vzorkem chrominančního signálu Ψ_{CFA} s modulační funkcí m_j . S ohledem na rovnici (10.8) Ψ_{CFA} lze odhadnout:

$$\begin{aligned} \Psi_{CFA}(x, y)m_j(x, y) &= m_j(x, y) \left[\sum_i (\Psi_i(x, y)m_i(x, y)) \right] = \Psi_j(x, y)m_j(x, y) \\ &= [C_j(x, y) - \Phi_{Est}(x, y)]m_j(x, y) \end{aligned} \tag{10.19}$$

Díky odhadu všech částí, můžeme dopočítat vektor všech tří pod-vzorků rozdílových barev. Na základě interpolace všech dílčích vzorku části vektoru vypočtené dle (10.19) lze odhadnout plnou chrominanci Ψ_{Est} . Všimněte si, že Ψ_{Est} je trojrozměrný

vektor obsahující odhad rozdílových barevných kanálů $\Psi_{Est\ i}$. Jednoduchá bilineární interpolace se používá k rekonstrukci Ψ_{Est} z Ψ_{CFA} . Ovšem od vizuálního vnímání člověka není tak citlivá na ostrost v chrominanci. Plnobarevný obrázek I_{Est} může být rekonstruován jako součet odhadu jasu Φ_{Est} a interpolací rozdílových barev chromatického signálu Ψ_{Est} . Plně barevný obraz se vypočítá následovně:

$$I_{Est}(x, y) = \Phi_{Est}(x, y) + \{\Psi_{Est\ i}(x, y)\} \quad (10.20)$$

Kvalita odhadovaného plně barevného obrazu závisí na odhadu jasu a chrominance. Vzhledem k aliasingu, který může být způsoben špatnou filtrací jasu a chrominancí se díky chybám filtrace mohou vyskytnout čtyři druhy rekonstrukčních artefaktů: rozmazání, mřížka, nepravé barvy, barvy vody. Tyto artefakty mohou být potlačeny pomocí optimálního filtru k rekonstrukci jasu a chrominance. Ve skutečnosti je konstrukce filtru vždy kompromisem mezi dostatečně šířkou pásma pro jas a chrominanci a zároveň snižuje jejich průnik. Bohužel optimální filtr pro přesnou rekonstrukci je nemožné navrhnout. Na obr. 10.8 jsou zobrazeny barevné artefakty způsobené špatným výběrem jasu a chrominance ze spektra mozaikového obrazu.



(a)

(b)



(c)



(d)

***Obr.10.6 Rozdíly mezi původním a rekonstruovaným obrazem.
 (a) Původní obraz, (b) Rekonstruovaný obraz,
 (c) Přiblížení na vysoké prostorové frekvence původního obrazu
 (d) Přiblížení na vysoké prostorové frekvence rekonstruovaného obrazu
 barevné artefakty jsou způsobeny špatnou filtrací jasu a chrominance.***

10.5 Shrnutí postupu interpolace.

Interpolace navržená v [17] se skládá z pěti kroků. Prvním krokem je odhad jasu z mozaikového obrazu filtrováním dolní propustí. Druhým krokem je odhad chrominance filtrováním horní propustí. Filtr horní propusti je navržen tak, aby byl kolmý na filtr dolní propusti. To znamená, že součet pod-vzorku chrominančního signálu lze odhadnout odečtením jasového signálu Φ_{Est} z mozaikového obrazu. Za třetí chrominanční signál je demultiplexován vynásobením související funkce modulace m_i podle rovnice (10.20), což má za následek tři pod-vzorky rozdílových chromatických kanálu. Následně čtvrtým krokem je interpolovat pod-vzorky rozdílového chromatického signálu do tří plně rozdílových signálu pomocí bilineární interpolace. Důvody pro použití bilineární interpolace jsou uvedeny výše. Posledním pátým krokem je rekonstruovat původní obrázek součtem každého plně rozdílového barevného kanálu s odhadovaným jase. Po sečtení tří odhadnutých tří plně barevných kanálu je vytvořen plně barevný obraz.

11. Image Demosaicking with Contour Stencils

Tuto metodu publikoval [24] v roce 2011 Pascal Getreuer. Tato metoda nejprve odhaduje obrysové směry (kontury) přímo z mozaikových dat. Tyto kontury jsou pak použity jako vodítko pro interpolaci. Tato metoda používá jako barevný filtr Bayerovu masku (CFA) viz Obr. 9.1.

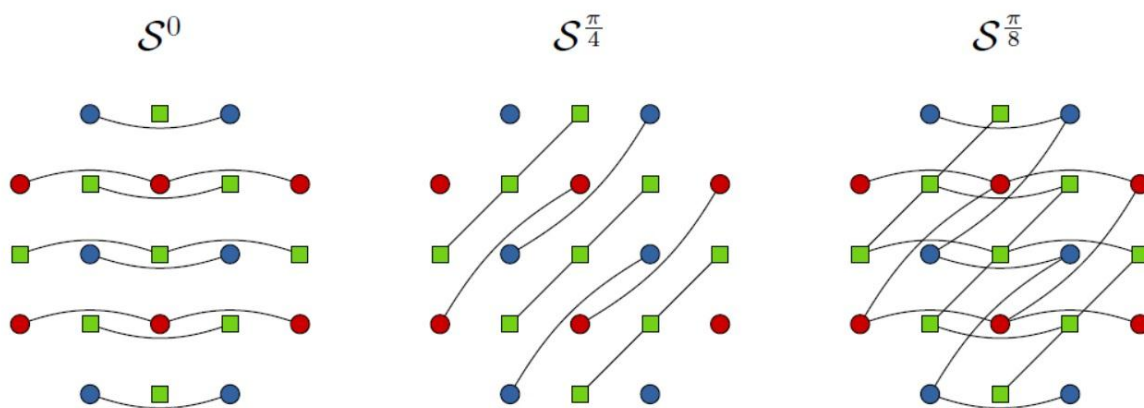
Konturové šablony je interpolace, která popisuje obrysy obrazu s jednotnými stupni šedi nebo plně barevný obraz. Struktura obrazu se stupni šedi je popsána následovně.

$$(S * [v]) := \sum_{m,n \in \mathbb{Z}^2} S(m,n) |v_m - v_n|, \quad (11.1)$$

Zde $S: \mathbb{Z}^2 \times \mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{R}^+$ je konturová šablona funkce, která popisuje vážené hrany mezi pixely. Kontury jsou odhadovány tak, aby dávaly nejlépe padnoucí šablonu.

$$S^* = \arg \min_{S \in \Sigma} (S * [v]) \quad (10.2)$$

Zde Σ je množina všech kandidátských šablon. Mozaikové konturové šablony představují modifikace konturových šablon pro Bayerovu masku. K rozšíření konturových šablon na mozaiková data je, že klíčový rozdíl mezi případy s obrazy se stupni šedi je, že absolutní rozdíly jsou významné pouze mezi pixely stejné barevného kanálu. Z tohoto důvodu by šablony měly být vybrány v souladu s CFA. $S(m, n)$, je různé od nuly pouze v případě, že m a n jsou vzorky stejné barvy. Pro odhad šablon na Bayerově masce existují dva odlišné přístupy. Jeden, který se soustředí na zelené pixely a druhý, který se soustředí na ne-zelené pixely. Navrhované šablony pro zelené pixely jsou uvedeny níže.



Obr. 11.1 Šablony soustředující se na zelené pixely. Převzato [24]

Tyto šablony jsou výsledkem optimalizace, která je popsána v [24]. Okrajové váhy jsou nenulové tam, kde je nakreslen okraj, což znamená, že absolutní rozdíl je vypočten mezi dvěma spojenými pixely. Pro horizontálně orientované šablony S^0 jsou nenulové váhy hran $S(m, n)$ $1/22$. Pro vertikálně orientované šablony $S^{\pi/4}$ jsou nenulové váhy hran $2^{1/2}/28$. Šablony s orientací $\pi/8$ jsou vytvořeny jako lineární kombinace ostatních dvou.

$$S^{\frac{\pi}{8}} = \frac{S^0 + S^{\frac{\pi}{4}}}{1 + \frac{1}{\sqrt{2}}(\cot\frac{\pi}{16} - 1)} \quad (11.3)$$

Příklad výpočtu horizontální varianty s S^0 je uvedeno.

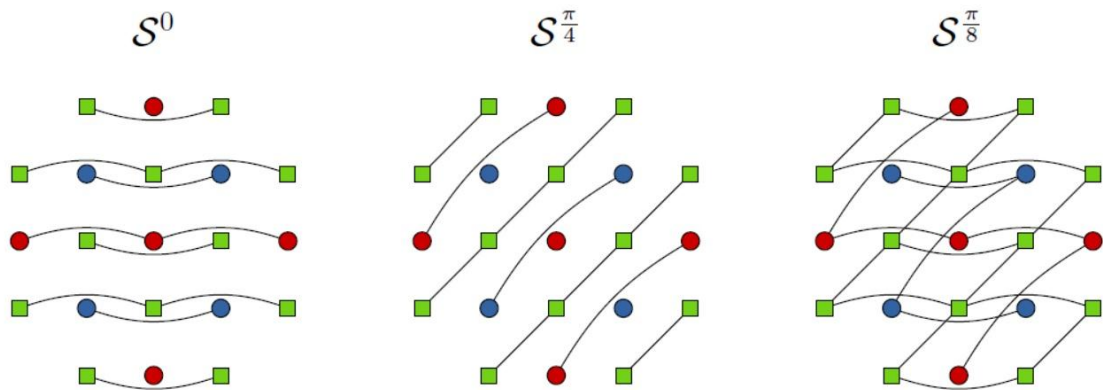
$$\begin{aligned} (S^0 * [v])(i, j) &= \sum_{m, n \in \mathbb{Z}^2} S^0(m, n) |v_m - v_n| \\ &= \frac{1}{22} (|v_{i-1, j+2} - v_{i+1, j+2}| + |v_{i-2, j+1} - v_{i, j+1}| + |v_{i-1, j+1} - v_{i+1, j+1}| \\ &\quad + |v_{i, j+1} - v_{i+2, j+1}| + |v_{i-2, j} - v_{i, j}| + |v_{i-1, j} - v_{i+1, j}| \\ &\quad + |v_{i, j} - v_{i+2, j}| + |v_{i-2, j-1} - v_{i, j-1}| + |v_{i-1, j-1} - v_{i+1, j-1}| \\ &\quad + |v_{i, j-1} - v_{i+2, j-1}| + |v_{i-1, j-2} - v_{i+1, j-2}|) \end{aligned} \quad (11.4)$$

Označení $v_{i,j}$ označuje hodnotu obrazu v na místě (i, j) , kde index horizontálního pixelu zvyšuje doprava a index vertikálního indexu zvyšujeme nahoru. Za pomoci rotace těchto šablon definujeme osm šablon $S^{k\frac{\pi}{8}}$ s orientací $k\pi/8$, $k=0, \dots, 7$. Hodnoty váhových hran jsou takové, že mozaikové konturové šablony orientačně splňují rotační neměnnost, necht:

$f(x) = x_1 \sin \theta - x_2 \cos \theta$, pak

$$\left| \theta - \frac{\pi}{16}j \right| < \frac{\pi}{16} \Rightarrow S^{\frac{\pi}{8}j} = \arg \min_{S \in \Sigma} (S * [f]) \quad (11.5)$$

Následující obrázek ukazuje šablony, které se soustředí na červené pixely. Nenulové váhy hran jsou stanoveny stejným způsobem.



Obr. 11.2 Šablony soustředující se na červené pixely. (Stejně pro modré) Převzato [24]

Pro každý pixel v mozaikovém obraze jsou mozaikové konturové šablony použity pro výpočet změn v osmi směrech. Šablona, která dává nejmenší odchylky, je vybrána jako nejlepší pro výpočet šablony S^* . Orientace, jež je vmodelována pomocí S^* , je vlastně účinný odhad skutečné orientace kontury. Například Hamilton, Adams, Chung-chan [24] a některé další existující metody používají stejně pro interpolaci sumy absolutních rozdílů pro detekci orientace. Na rozdíl od konturových šablon jsou více omezeny počtem možných směrů. Mnoho z nich se omezuje pouze na horizontální a vertikální směr.

11.1 Interpolace

Jako důkaz, že lepší úhlové rozlišení konturových šablon je užitečné pro interpolaci, je zaveden způsob interpolace založený na minimalizaci[24]. Cílem funkce je graf regulace, který zobrazuje váhové rozdíly mezi sousedními pixely v závislosti na hranových vahách v grafu. Směry odhadnuté z konturových šablon jsou použity pro vykreslení grafu. Navíc minimalizace je omezena tak, že výsledek souhlasí se vstupní mozaikou. Interpolace se provádí tak, že řeší vynucenou minimalizaci

$$\begin{cases} \arg \min_u \sum_m (\sum_n (w_{m,n} \|u_m - u_n\|_L)^2)^{1/2} + \alpha \sum_m (\sum_n (w_{m,n} \|u_m - u_n\|_C)^2)^{1/2} \\ \text{subject to } u_m^k = f_m^k, m \in \Omega^k, k \in \{R, G, B\} \end{cases} \quad (11.6)$$

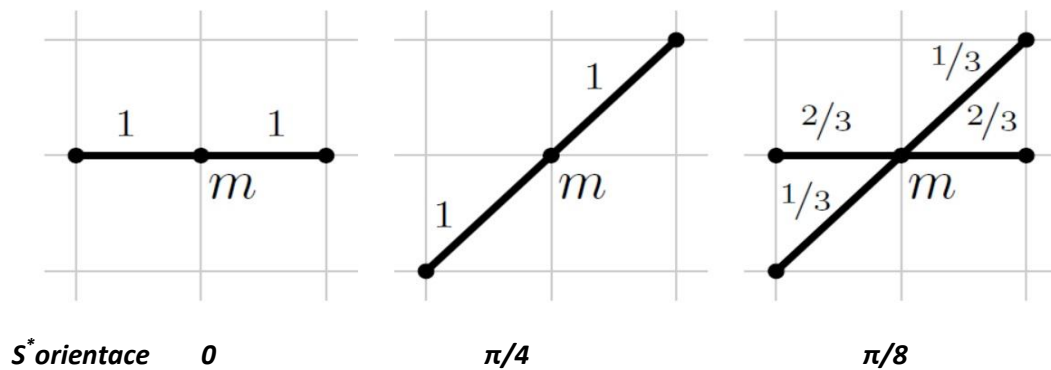
kde,

- f představuje pozorovaný mozaikový obraz.
- u , představuje interpolovaný obraz, který byl vytvořen za pomoci minimalizace.
- Ω^k , označuje soubor pixelových míst, kde je známa barevná komponenta k , $k \in \{R, G, B\}$.
- α , je pozitivní parametr.
- $\|\cdot\|_L$ a $\|\cdot\|_C$ jsou mezivrstvy v barevném prostoru [contour].

$$\|x\|_L := \frac{1}{\sqrt{3}} |x^R + x^G + x^B| \quad (11.7)$$

$$\|x\|_C := \sqrt{\frac{1}{2}(x^R - x^B)^2 + \frac{1}{6}(x^R - 2x^G + x^B)^2} \quad (11.8)$$

$w_{m,n}$ je graf vah, jež jsou vybrány podle odhadovaných orientací šablon. První podmínka objektivní funkce reguluje jas k potlačení zip artefaktu, zatímco druhá podmínka reguluje barevnost k potlačení barevných artefaktu. Parametr α zajišťuje rovnováhu mezi dvěma regulacemi. Pokud se α blíží k 1, pak výsledek nemá žádné znatelné zip artefakty, ale má barevné artefakty. Zvýšením α redukuje barevné artefakty, ale zvětšujeme zip artefakty. Váhy $w_{m,n}$ jsou vytvořeny tímto způsobem v několika krocích. Záměrem je, aby váhy podporovaly takový výsledek, kdy kontury mají stejnou orientaci jako detekované konturové šablony. Za prvé nejlépe padnoucí mozaikové konturové šablony jsou určeny k odhadu orientace šablon u každého pixelu.



Obr. 11.3 Váhy w^{init} přiřazené podle odhadované orientace. Převzato [24]

Odhady orientace se používají pro přiřazení počátečních vah w^{init} mezi pixelem a jeho osmi sousedy.

Je důležité, že graf je spojitý (tj., že pixely m a n jsou propojeny, jestliže $w_{m,n} > 0$ a graf je spojitý, pokud existuje cesta mezi dvěma pixely). Abychom zajistili spojitost grafu, přidáme kladnou hodnotu ϵ ke všem vahám hran mezi sousedujícími obrazovými pixely.

$$w_{m,n}^{reg} := \begin{cases} w_{m,n}^{init} + \epsilon & \text{if } ||m - n|| = 1 \text{ nebo } \sqrt{2} \\ 0 & \text{jinak} \end{cases} \quad (11.9)$$

Konečně graf vah je symetrický a prostorově vyhlazený za pomoci Gaussovým filtrováním.

$$w_{m,n} := \sum_{m'} (w_{m',n}^{reg} + w_{n,m'}^{reg}) \exp\left(-\frac{||m-m'||^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11.10)$$

Toto prostorové vyhlazování snižuje efekt nesprávně zjištěných směrů. Pixely v blízkosti hranic obrázku jsou zpracovány za pomoci interpolace vah, kdy dojde k symetrickému prodloužení o celý vzorek. Výsledné váhy jsou nenulové pouze pro hrany mezi sousedními pixely (žádné další hrany nejsou vytvořeny).

11.2 Bregmanovo rozdělení

Minimalizace je efektivně vyřešena za pomoci Bregmanova algoritmu[24], jak uvádí ve své práci [contour]. Kvůli problému s rozdělením zavedeme pomocnou proměnnou d ,

$$\left\{ \begin{array}{l} \arg \min_{d,u} \sum_m \sqrt{\left(\sum_n (w_{m,n} d_{m,n}^L)^2 \right)} + \alpha \sum_m \left(\sum_n \left(w_{m,n} \sqrt{(d_{m,n}^{C1})^2 + (d_{m,n}^{C2})^2} \right)^2 \right)^{1/2} \\ \text{subject to } d_{m,n} = C(u_m - u_n), m, n \in \mathbb{Z}^2, \\ u_m^k = f_m, m \in \Omega^k, k \in \{R, G, B\} \end{array} \right. \quad (11.11)$$

kde C označuje transformaci barev.

$$\begin{pmatrix} x_L \\ x_{C1} \\ x_{C2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{2}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_R \\ x_G \\ x_B \end{pmatrix}$$

Všimněte si, že váhy jsou nenulové pouze mezi sousedními pixely $d_{m, n}$ a jsou potřeba pouze v případech, kde m a n jsou sousedící lokace. Tento problém je řešen za pomoci Bregmanovi iterace. V každé iteraci Bregmanova algoritmu je následující problém řešen následovně:

$$\begin{aligned}
& \arg \min_{d,u} \sum_m \left(\sum_n (w_{m,n} d_{m,n}^L)^2 \right)^{1/2} \\
& + \alpha \sum_m \left(\sum_n \left(w_{m,n} \sqrt{(d_{m,n}^{C1})^2 + (d_{m,n}^{C2})^2} \right)^2 \right)^{1/2} \\
& + \frac{\gamma_1}{2} \sum_{m,n} \|d_{m,n} - C(u_m - u_n) - b_{m,n}^1\|_2^2 \\
& + \frac{\gamma_2}{2} \sum_{k \in \{R,G,B\}} \sum_{m \in \Omega^k} (f_m - u_m^k - b_m^2)^2
\end{aligned} \tag{11.12}$$

kde γ_1 a γ_2 jsou kladné parametry b^1 , b^2 jsou proměnné spojené s Bregmanovým algoritmem. Tento problém je řešen střídavým výpočtem pro d s fixním u a pro u s fixním d .

d pod-úloha s fixním u , kde d je proměnná. Pod-úloha je:

$$\begin{aligned}
& \arg \min_d \sum_m \left(\sum_n (w_{m,n} d_{m,n}^L)^2 \right)^{1/2} + \alpha \sum_m \left(\sum_n \left(w_{m,n} \sqrt{(d_{m,n}^{C1})^2 + (d_{m,n}^{C2})^2} \right)^2 \right)^{1/2} \\
& + \frac{\gamma_1}{2} \sum_{m,n} \|d_{m,n} - C(u_m - u_n) - b_{m,n}^1\|_2^2
\end{aligned} \tag{11.13}$$

Řešení odděluje přes m a také odděluje jas kanálu L a chromatické kanály C_1 a C_2 . Což vede, že pro každé m je následující rovnice:

$$\arg \min_{x \in \mathbb{R}^N} (\sum_{n=1}^N (w_n x_n)^2)^{1/2} + \frac{\gamma}{2} \sum_{n=1}^N (x_n - y_n)^2 \tag{11.14}$$

Minimalizátor tohoto problému splňuje:

$$w_m^2 x_m = \gamma (y_m - x_m) \|x\|_w, \quad \|x\|_w := \left(\sum_{n=1}^N (w_n x_n)^2 \right)^{1/2} \tag{11.15}$$

Řešení můžeme aproximovat přes pevný bod iterace.

$$x_m^{next} = y_m \frac{\gamma \|x\|_w}{w_m^2 + \gamma \|x\|_w} \quad (11.16)$$

Kde $\|x\|_w$ je vypočítán za pomoci řešení z předchozí Bregmanovi iterace, nebo pokud se jedná o první iteraci nebo předchozí řešení bylo 0 jako $\|y\|_w$. Pouze jedna iterace s pevným bodem iterace musí být provedena podle Bregmanovy iterace. Ovšem kombinovaný účinek vícenásobné Bregmanovy iterace přináší přesné řešení pod-úlohy.

u pod-úloha s fixním d , kde u je proměnná. Pod-úloha je:

$$\arg \min_u \frac{\gamma_1}{2} \sum_{m,n} \|C(u_m - u_n) - d_{m,n} + b_{m,n}^1\|_2^2 + \frac{\gamma_2}{2} \sum_{k \in \{R,G,B\}} \sum_{m \in \Omega^k} (u_m^k - f_m + b_m^2)^2 \quad (11.17)$$

Minimalizátor tohoto problému splňuje:

$$\begin{aligned} \gamma_1 \sum_n C^* (2C(u_m - u_n) - (d_{m,n} - b_{m,n}^1) + (d_{n,m} - b_{n,m}^1)) \\ + \gamma_2 e_m (e_m \cdot u_m - f_m + b_m^2) = 0 \end{aligned} \quad (11.18)$$

Kde C^* označuje adjunktováno o C . Kde e_m je $(1,0,0)^T$, $(0,1,0)^T$, $(0,0,1)^T$ respektive červené, zelené a modré umístění. [24]Řešíme tuto rovnici jedním cyklem bloku Gauss-Seidel na Bregmanovu interpolaci.

$$\begin{aligned} (2 \cdot 8_{\gamma_1} C^* C + \gamma_2 e_m e_m^T) u_m^{next} \\ = \gamma_1 \sum_n C^* (2C u_n + (d_{m,n} - b_{m,n}^1) - (d_{n,m} - b_{n,m}^1)) \\ + \gamma_2 e_m (f_m - b_m^2) \end{aligned} \quad (11.19)$$

Na pravé straně má faktor velikost 8., neboť každý pixel má 8 sousedů.

$$(2 \cdot 8_{\gamma_1} C^* C + \gamma_2 e_m e_m^T) \quad (11.20)$$

Matice (11.20) mají rozměry 3 x 3 a přepočtem jejich inverzí získáme podobné tři matice. Ovšem kterou použijeme, závisí na tom, zda m je červená, zelená či modrá podle barvy v pixelu.

Shrnutí minimalizačního algoritmu

Inicializace $d=b^1=0, b^2=0$

while $\|u^{cur} - u^{prev}\|_2 > tol \|f\|_2$ do

Řešení pod-úlohy u

Řešení pod-úlohy d

$$b_{m,n}^1 = b_{m,n}^1 + C(u_m - u_n) - d_{m,n}$$

$$b_n^2 = b_n^2 + u_n^k - f_n, n \in \Omega^k$$

12. Demosaicing with Directional Filtering and a Posteriori Decision

[22] Tato metoda je založena na principu hranové detekce. Rozhodnutí o nevhodnějším směru interpolace se provádí na základě zelené složky. Potom co se provede výběr směru, jsou následně interpolovány modré a červené složky. Dále označovaná jako Menon.

12.1 Směrová interpolace zeleného kanálu

Prvním krokem v algoritmu je rekonstruovat zelenou složku v horizontálním a vertikálním směru. K interpolaci vzorku z Bayerovy masky je použit pěti-koeficientní FIR filtr. Větší filtr se nepoužívá, neboť větší filtr vytváří zip artefakty na prostorových hranách. Můžeme popsat, že v řádcích nebo v sloupcích v Bayerově masce je zelený signál pod-vzorkován s faktorem 2., což nám ve frekvenční oblasti dává:

$$G_s(\omega) = \frac{1}{2}G(\omega) + \frac{1}{2}G(\omega - \pi) \quad (12.1)$$

kde $G_s(\omega)$ a $G(\omega)$ označují Fourierovu transformaci z originální zeleného signálu a pod vzorkovaný signál. Proto je $G(\omega)$ omezen na $|\omega| < \pi/2$. Ideální interpolační filtr bude

$$H_{id}(\omega) = 2\text{rect}\left(\frac{\omega}{\pi}\right) \quad (12.2)$$

Odstraňovat komponentu aliasingu $1/2 G(\omega - \pi)$. Pouze FIR filtr se třemi komponenty můžeme aplikovat na $G_s(\omega)$ bez toho, abychom změnili průměrné hodnoty vzorku $h_0=[0.5 \ 1 \ 0.5]$. Bohužel tento neideální filtr neodstraňuje zcela aliasing. Ve skutečnosti po filtraci dostaneme:

$$\hat{G}(\omega) = G_s(\omega)H_0(\omega) = \frac{1}{2}G(\omega)H_0(\omega) + \frac{1}{2}G(\omega - \pi)H_0(\omega) \quad (12.3)$$

kde druhá část rovnice označuje aliasing. Řešením pro snížení aliasinu a pro zlepšení středních frekvencí by mohlo využití informací z vysokých frekvencí červeného a modrého kanálu, neboť je známo, že vysoké frekvence barevných kanálu jsou vysoce

korelované. V zeleno-červené řadě je červená složka nevzorkována s posunem o jeden vzorek vzhledem k zelené složce. Proto nám Fourierova transformace dává za výsledek:

$$R_s(\omega) = \frac{1}{2}R(\omega) - \frac{1}{2}R(\omega - \pi) \quad (12.4)$$

kde $R_s(\omega)$ je Fourierova transformace původního červeného signálu. Jestliže budeme tento výsledek interpolovat s filtrem h_1 a přidáme výslední signál z rovnice (12.3,) získáme:

$$\hat{G}(\omega) = \frac{1}{2}G_s(\omega)H_0(\omega) + \frac{1}{2}G(\omega - \pi)H_0(\omega) + \frac{1}{2}R(\omega)H_0(\omega) - \frac{1}{2}R(\omega - \pi)H_1(\omega) \quad (12.5)$$

Připomeňme si, že $R(\omega) - G(\omega)$ se proměňuje pomalu. Pokud je h_1 navržen tak, že $H_1(\omega) \simeq 0$ pro nízké frekvence a $H_1(\omega) \simeq H_0(\omega)$ pro vysoké frekvence, tak získáme rovnice:

$$R(\omega)H_1(\omega) \simeq G(\omega)H_1(\omega) \quad (12.6)$$

$$G(\omega - \pi)H_1(\omega) \simeq R(\omega - \pi)H_1(\omega) \quad (12.7)$$

A rovnice (12.5) může být upravena do podoby:

$$\hat{G}(\omega) \simeq \frac{1}{2}G(\omega)H_0(\omega) + \frac{1}{2}R(\omega)H_1(\omega) \quad (12.8)$$

Proto je dobrá volba pro filtr, který respektuje omezení z (12.6) a obsahuje pět koeficientů je FIR[-0.25; 0; 0.5; 0; -0.25]. Proto v řádku obrázku, který je navzorkován pomocí Bayerovy masky, a jenž vypadá taktoR₋₂ G₋₁ R₀ G₁ R₂ se odhaduje chybějící zelený vzorek G₀ následujícím vztahem:

$$\hat{G}_0 = \frac{1}{2}(G_1 + G_{-1}) + \frac{1}{4}(2R_0 - R_2 - R_{-2}) \quad (12.9)$$

Ve svém článku [21] Menon uvádí, že tato rovnice může být upravena do podoby:

$$\hat{G}_0 = R_0 + \frac{1}{2} \left(G_1 - \frac{R_0 + R_2}{2} + G_{-1} - \frac{R_0 + R_{-2}}{2} \right) \quad (12.10)$$

A takto pozměněnou rovnici můžeme považovat za bilineární interpolaci s R-G rozdílem, kde neznáme hodnoty R_1 a R_{-1} můžeme odhadnout jako $(R_0 + R_2)/2$ a $(R_0 + R_{-2})/2$. Interpolace pro zeleno-modrý kanál je stejná a interpolace podél sloupce je obdobně stejná.

12.2 Rozhodnutí o směru

Potom co byla provedena interpolace pro horizontální i vertikální směr a výsledkem jsou dva plné zelené obrazy. Musí být rozhodnutí pomocí filtrace, které směr dává nejlepší výsledky. Jelikož se barva v obrazu mění velice pomalu, výjimkou jsou pouze hrany objektů, kde dochází ke skokové směně barev. Z tohoto důvodu má obraz typické větší gradienty kolem hran než mimo ně. Této vlastnosti lze využít k vyhledání hran a také k určení jejich směru.[22]

Nechť je G^H a G^V jsou dva interpolované zelené obrazy. Pro každý obraz v každém červený a modrý bod spočítáme chrominanční hodnoty $R-G^H$ nebo $R-G^V$ v každém červeném pixelu nebo $B-G^H$ nebo $B-G^V$ pro každý modrý pixel.

$$C_H(i, j) = \begin{cases} R_{i,j} - G_{i,j}^H & \text{pokud } (i, j) \text{ označuje červený bod} \\ B_{i,j} - G_{i,j}^H & \text{pokud } (i, j) \text{ označuje modrý bod} \end{cases}$$

$$C_V(i, j) = \begin{cases} R_{i,j} - G_{i,j}^V & \text{pokud } (i, j) \text{ označuje červený bod} \\ B_{i,j} - G_{i,j}^V & \text{pokud } (i, j) \text{ označuje modrý bod} \end{cases}$$

Kde i a j označuje řádek a sloupec a tím určíme umístění pixelu (i, j) . C_H a C_V nejsou definovány pro zelené pixely. V dalším kroku musíme vypočítat rozdíly pro chrominanci a pro horizontální rozdíl C_H a pro vertikální rozdíl C_V .

$$D_H(i, j) = C_H(i, j) - C_H(i, j + 2)$$

$$D_V(i, j) = C_V(i, j) - C_V(i + 2, j)$$

Vzhledem ke struktuře Bayerovy masky jsou rozdíly vždy počítané jako rozdíl stejného typu chrominance (R-G nebo B-G). Pro každý červený a modrý pixel můžeme definovat indikátory $\delta_H(i, j)$ a $\delta_V(i, j)$ jako sumy rozdílu D_H a D_V sousedících pixelu. Například okno o velikosti 5x5 dává dobré vlastnosti indikátorům. Pokud je okno čtvercového charakteru, tak vypočteme stejný počet rozdílu pro přechody u červené chrominance a u modré chrominance. Za pomoci těchto dvou indikátorů $\delta_H(i, j)$ a $\delta_V(i, j)$ můžeme odhadnout směry hran. V případě že je hodnota indikátoru $\delta_H(i, j)$ nižší než $\delta_V(i, j)$, můžeme říci, že je zde přítomnost horizontální hrany na rozdíl od vertikální. Pro všechny červené a modré pixely odhadujeme zelenou hodnotu pixelu podle následujícího kritéria.

Pokud $\delta_V(i, j) < \delta_H(i, j)$

Pak $\hat{G}_{i,j} = G_{i,j}^V$;

Nebo $\hat{G}_{i,j} = G_{i,j}^H$;

Vzhledem k tomu, že už známe vzorky zelené barvy, můžeme odhadnout plně zelený obraz \hat{G}

12.3 Interpolace červeného a modrého kanálu.

Jelikož máme rekonstruovaný zelený kanál, musíme následně interpolovat červené a modré složky obrazu. Nyní máme kromě údajů z Bayerovy masky také v plném rozlišení zelený obraz \hat{G} a indikátory $\delta_H(i, j)$ a $\delta_V(i, j)$. To můžeme použít pro rekonstrukci dvou dalších složek. I když se pro výpočet používáme bilineární interpolaci, tak tato interpolace pro modré a červené kanály nedává uspokojivé výsledky. Proto pro interpolaci modrých a červených kanálů je použita pozměněná interpolace.

Jakmile budou všechny zelené pixely interpolovány, použijeme tyto odhadnuté vzorky pro rekonstrukci i modrých a červených pixelu. Ve skutečnosti mají všechny modré pixely čtyři odhadované červené pixely na svých diagonálách. Proto použijeme hranově řízenou interpolaci s použitím odhadnutých červených vzorku v zelených pozicích. K vybrání nejlepšího směru nepotřebujeme vypočítávat nové určení detekce směru hran, ale použijeme indikátory $\delta_H(i, j)$ a $\delta_V(i, j)$, které jsme aplikovali při

rekonstrukci zeleného kanálu (oba indikátory jsou vypočteny pro všechny červené a modré pixely). Jelikož R a B má menší vzájemnou korelaci než R a G., proto budeme interpolovat R-B namísto R-G. Interpolace červených pixelu v Bayerově masce za použití R-B dává reprezentativně lepší hodnoty než užití rozdílu R-G., proto se červený kanál z modrých pixelů odhaduje následovně:

Pokud $\delta_V(i, j) < \delta_H(i, j)$

Pak

$$\hat{R}_{i,j} = B_{i,j} + \frac{1}{2}(\hat{R}_{i-1,j} - \hat{B}_{i-1,j} + \hat{R}_{i+1,j} - \hat{B}_{i+1,j});$$

Nebo

$$\hat{R}_{i,j} = B_{i,j} + \frac{1}{2}(\hat{R}_{i,j-1} - \hat{B}_{i,j-1} + \hat{R}_{i,j+1} - \hat{B}_{i,j+1});$$

Pro interpolaci modrého kanálu z červených pixelů se použije stejný postup.

12.4 Vylepšující kroky k odstranění artefaktu.

Nejvíce artefaktu vzniká v oblastech s vysokou prostorovou frekvencí, např. žaluzie. Menon ve své práci [22] navrhuje řešení, jež lze popsat třemi kroky.

1)aktualizace zelené složky. Pro každý červený pixel (i, j) jsou zelené a červené kanály filtrovány přes dolní propust a následným výběrem směru za použití δ_H a δ_V . Získáme tím čtyři komponenty $G_{i,j}^l, G_{i,j}^h, R_{i,j}^l, R_{i,j}^h$, kde indexy l, h označují nízké a vysoké frekvenční komponenty.

$$G_{i,j} = G_{i,j}^l + G_{i,j}^h \quad (12.11)$$

$$R_{i,j} = R_{i,j}^l + G_{i,j}^h \quad (12.12)$$

Poté jsou vysoké frekvenční hodnoty $G_{i,j}^h$ nahrazeny $R_{i,j}^h$. Toto samé uděláme i pro zelené hodnoty v modrých lokacích. Nízkofrekvenční složky jsou získány pomocí filtrováním přes dolní propust, zatímco vysokofrekvenční složky jsou vypočteny tak, že od hodnot odečteme nízkofrekvenční složky. Velký vliv v tomto kroku na výsledek má navržení vhodného filtru.

2) aktualizace červené a modré složky v zelených lokacích. Pro každou zelenou lokaci jsou červené a zelené hodnoty získány za pomoci horizontálního a vertikálního filtrování, v závislosti na tom, kde je na Bayerově masce umístěn sousední červený pixel. Pak je $R_{i,j}^h$ aktualizován za pomoci $G_{i,j}^h$ a následně je červený kanál rekonstruován. Tento postup je stejný pro modrou složku.

3) aktualizace červené (modré) složky v modrém (červeném) umístění. Červený a modrý kanál je rozložen na nízko- a vysoko- frekvenční složky podle nejvhodnějšího směru, a to za pomoci indikátoru δ_H a δ_V . Aktualizované hodnoty sousedních pixelů jsou použity, abychom určili nejspolehlivější odhad. Pak je složka $R_{i,j}^h$ nahrazena $B_{i,j}^h$. Tento postup je stejný pro modrou složku.

13. Objektivní hodnocení kvality.

13.1 MSE (Střední kvadratická chyba)

patří do skupiny Pixel-Based Metrik. Tato skupina se vyznačuje tím, že se porovná hodnota jasu mezi jednotlivými pixely, a to mezi originálním obrazem a porovnáváním obrazem[25]. MSE je nejjednodušší metrika a je velice rychlá a jednoduchá na výpočet.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2 \quad (13.1)$$

Vzorec pro výpočet MSE se zobrazuje na (13.1). V rovnici X_i představuje originální obraz a Y_i porovnávaný obraz, v našem případě jeden z interpolovaných obrazu. Proměnná N představuje počet všech porovnávaných bodů (pixelu). Jak je ze vzorce patrné, tak se vypočítá kvadratický rozdíl všech pixelů. A následně se vypočítá celková průměrná hodnota kvadratických rozdílů. Čím menší hodnota, tím větší podoba mezi originálním a porovnávaným obrazem.

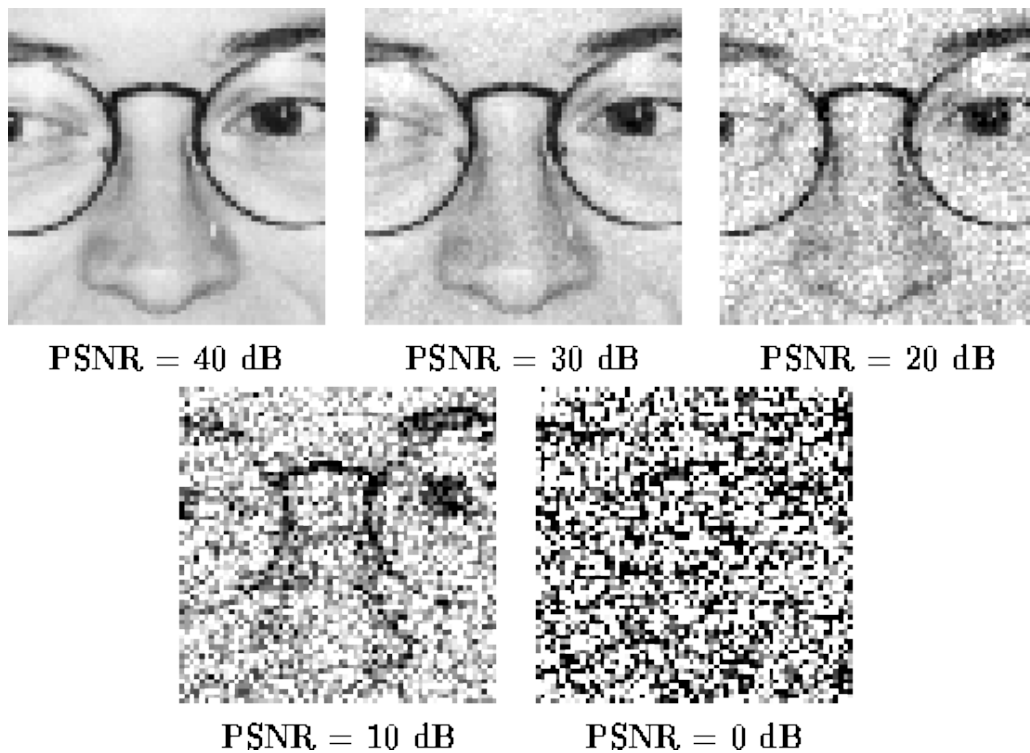
13.2 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)

[19] Jak je z anglického názvu patrné, tak při této podobě se určuje odstup špičkového signálu od šumu. Protože mnoho signálu má velmi široký dynamický rozsah, je PSNR vyjádřeno v logaritmickém decibelovém měřítku. Tato metrika je velice úzce spojená s metrikou MSE.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{L^2}{MSE} = 20 \log_{10} \left(\frac{L}{\sqrt{MSE}} \right) = 20 \log_{10}(L) - 10 \log_{10}(MSE) \quad (13.2)$$

$$L = (2^n - 1) \quad (13.3)$$

Výpočet metriky PSNR zobrazuje rovnice (13.2). Výpočet parametru L je zobrazen v rovnici (13.3), kde proměnná n vyjadřuje počet bitů na vzorek. Pokud je pixel v obrazu vyjádřen za pomoci 8 bitu, tak je L roven hodnotě 255. Podle [X. 20] je typická hodnota PSNR pro obraz, který je kompresován, mezi 30 a 50 dB. A u 16 bitových obrazu je typická hodnota mezi 60 a 80dB. Na obrázku (13.1) je ukázka zkreslení obrazu pro různé velikosti PSNR.



Obr.13.1 Zkreslení obrazu pro různé velikosti PSNR, Zdroj [20]

13.3 SSIM (Structural similarity index)

[21] SSIM index je metoda, která zohledňuje fakt, že většina obrazu je určena pro lidské vnímání obrazu (HVS). Proto tato metoda při svém výpočtu zohledňuje tři hlavní vlastnosti obrazu, a to kontrast, strukturu a jas. Pak průměruje přes celý rozsah obrazu. Metoda porovnává originální obraz x a k němu porovnávaný obraz y . Ovšem při výpočtu indexu SSIM platí symetrie, takže pořadí obrazu x a y neovlivňuje hodnotu indexu SSIM. Pokud bychom porovnávali dva stejné obrazy index SSIM, by byl roven 1. Můžeme říct, že hodnota indexu vyjadřuje podobnost s originálem. A hodnota může být v intervalu $[0,1]$. Pokud 1 vyjadřuje to, že se jedná o totožné obrazy, tak 0 index vyjadřuje nulovou podobnost porovnávaného obrazu s originálním.

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (13.4)$$

Výpočet indexu SSIM je uveden na (13.4). Zde $l(x, y)$ představuje jas signálu, $c(x, y)$ porovnává kontrast signálu a $s(x, y)$ určuje strukturální korelaci. Výpočet jasu signálu je zobrazen na (13.5). Parametry μ_x a μ_y představují průměr ze vzorků obrazu \mathbf{x} a \mathbf{y} . Konstanta C_1 se používá pro stabilizaci v případě, že by průměry μ_x a μ_y byly příliš malé.

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (13.5)$$

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad \mu_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (13.6)$$

Výpočet kontrastu signálu je uveden na (13.7). Parametry σ_x a σ_y představují rozptyl ze vzorku obrazu \mathbf{x} a \mathbf{y} . Samotný výpočet rozptylu je uveden na (13.8). Význam konstanty C_2 je stejný jako význam konstanty C_1 .

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (13.7)$$

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad \sigma_y = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \mu_y)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (13.8)$$

Jako poslední je potřeba vypočítat strukturální korelaci obou obrazu \mathbf{x} a \mathbf{y} (13.9). Ve vzorci (13.10) nám proměnná σ_{xy} , představuje kovarianci ze vzorků obrazu \mathbf{x} a \mathbf{y} . Význam konstanty C_3 je stejný jako význam konstanty C_1 .

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (13.9)$$

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (13.10)$$

Parametry $(\alpha, \beta, \gamma) > 0$ nám slouží k nastavení relativní důležitosti složek výpočtu indexu SSIM. Pro zjednodušení výpočtu se používá nastavení parametru $(\alpha, \beta, \gamma = 1$ a $C_3 = C_2/2$). Pak bude původní vzorec (13.4) zjednodušen na výsledný vzorec (13.11)

$$SSIM(x, y) = \left(\frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \right) * \left(\frac{2\sigma_x\sigma_y + C_1}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_1} \right) \quad (13.11)$$

13.4 MSSIM (Mean structural similarity index)

[21] MSSIM vylepšuje objektivní metodu SSIM, kdy se obraz rozdělí na lokální oblasti o velikosti (8x8) bodů. SSIM index se vypočítává pixel od pixelu, a to od levého horního rohu a postupujeme do pravého dolního rohu. Bohužel tato metoda produkuje zip artefakty. A pro jejich odstranění využijeme symetrické Gaussovské váhové funkce $w = \{w_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ se směrodatnou odchylkou 1,5 vzorku. Oblast je nanormovaná na jednotkový součet ($\sum_i^N w_i = 1$). Pak budou statistiky $\mu_x, \sigma_x, \sigma_{x,y}$ modifikovány podle rovnic (13.12, 13.13, 13.14)

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i x_i \quad (13.12)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\sum_{i=1}^N w_i (x_i - \mu_x)^2} \quad (13.13)$$

$$\sigma_{xy} = \sum_{i=1}^N w_i (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (13.14)$$

Samotný index MSSIM se vypočte jako střední hodnota všech hodnot sub-indexu SSIM, jak je to vidět na vzorci (13.16)

$$MSSIM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N SSIM_i \quad (13.15)$$

14. Subjektivní hodnocení kvality.

Jak už z názvu vyplývá, jedná se o hodnocení za pomoci subjektu. V našem případě lidmi. Objektivní metody přistupují k hodnocení za pomoci matematiky a přesného posuzování. Subjektivní hodnocení přistupuje k hodnocení za pomoci lidského vnímání obrazu a jejich hodnocení. Jelikož jsou obrazy určené pro lidské vnímání obrazu, je důležité, aby kvalita byla posuzována i lidmi. Stojí za zmínku, že jak je každý člověk jedinečný, tak je i jeho vnímání kvality posuzovaného obrazu jedinečné. Jinak bude obraz vnímat například profesní grafik a jinak malé dítě. A samozřejmě jak postupuje kvalita elektroniky, tak stoupají i nároky lidí na kvalitu obrazu.

Pro subjektivní hodnocení kvality vydal ITU doporučující normu [23] ITU-R BT.500-11. A dle jejího doporučení jsou předepsané podmínky pro subjektivní testy a metody pro hodnocení kvality.

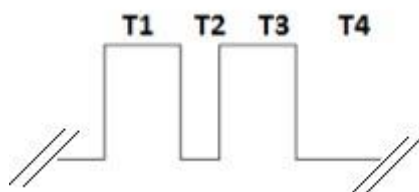
14.1 Podmínky pro subjektivní hodnocení kvality.

Norma rozlišuje podmínky pro testování na dvě skupiny, a to na laboratorní a domácí. Doporučené parametry pro domácí podmínky jsou následující:

- a) poměr jasů vypnuté obrazovky a špičkového jasů ≤ 0.02
- b) jas a kontrast obrazovky by měly splňovat doporučení ITU-R BT.818 a ITU-R BT.815.
- c) maximální pozorovací úhel by měl být menší jak 30° .
- d) obrazovka o poměru 4/3 by měla splňovat danou pozorovací vzdálenost (PVD předpis).
- e) obrazovka o poměru 16/9 by měla splňovat danou pozorovací vzdálenost (PVD předpis).
- f) řízení monitoru bez digitálního řízení.
- g) rozlišení monitoru dle normy ITU-R BT.500-11. § 2.1.3
- h) špičkový jas 200 cd/m^2 .
- i) okolní osvětlení obrazovky (měřeno kolmo na obrazovku) 200 lux .

14.2 DSIS (Double Stimulus Impairment Scale)

Tato metoda je vhodná pro případy, kdy máme referenční, čili originální obraz. Princip metody spočívá v tom, že hodnotitelům je nejdříve představen referenční obraz a poté se v přesně daném časovém pořadí dle doporučení normy ITU-R BT.500-11 střídají hodnocené obrazy se šedivým pozadím. V době šedého pozadí subjekt provede subjektivní ohodnocení dne stupnice, která je uvedena v tab. 14.1



Obr. 14.1 Časový průběh hodnocení

Na obr. 14.1 Je znázorněn časový průběh DSIS testu. Čas T1 představuje aktivní referenční obraz (10s). Čas T2 představuje dobu šedivého pozadí po referenčním obrazu (3s). Čas T3 představuje dobu, kdy je na obrazovce aktivní hodnocení obraz (10s). A čas T4 je čas, kdy je aktivní šedé pozadí po hodnoceném obrazu (5-11s). Časy T3 a T4 představují hodnocení jednoho snímku a cyklicky se opakují pro každý snímek hodnocení.

Stupnice subjektivního hodnocení		
Bodové ohodnocení	Anglický originál	Český překlad
5	Imperceptible	Nevnímatelné zkreslení
4	Perceptible, but not annoying	Vnímatelní zkreslení, které neruší
3	Slightly annoying	Vnímatelné zkreslení, které mírně ruší
2	Annoying	rušivé zkreslení
1	Very Annoiyng	Velmi rušivé zkreslení

Tab. 14.1 Tabulka hodnocení dne normy ITU-R BT.500-11.

15. Praktická část

V praktické části práce bylo za úkol implementovat vybrané interpolační metody. Tyto metody jsou popsány ve výše uvedených kapitolách. Dále jsem provedl objektivní a subjektivní hodnocení kvality obrazu, které vzniklo za pomoci implementovaných interpolací. Tato implementace byla provedena za pomoci programu Matlab a výsledné kódy jsou na příloženém CD. U metody Contour Stencils byla implementace provedena za pomoci programu Visual Basic od firmy Microsoft. Zdrojové kódy pro tuto interpolaci jsou ze zdroje [24]. Pro vstupní referenční obrazy byly použity obrazy z veřejně dostupné databáze TID (*Tampere Image Database* [1]). Všechny výsledné obrazy, které byly vytvořeny za pomoci interpolací v programu Matlab, jsou na příloženém CD.

Pro objektivní hodnocení byly použity veřejně dostupné matlab kódy: *metrix mux*, a to ze zdroje [26]. Všechny tyto kódy jsou také na příloženém CD. Pro objektivní hodnocení byly vybrány metriky MSE, PSNR, SSIM, MSSIM, jejichž popis se uvádí v kapitole 13.

Subjektivní hodnocení bylo provedeno podle popsané metodiky subjektivní testování v kapitole 14.1 a metody DSIS, jež je popsána v kapitole 14.2, a to na vzorku 22 subjektu. Jednalo se o lidi, kteří byli poučeni o základech hodnocení kvality obrazu, ale nebyli to profesionální testovači kvality obrazu. Celkem bylo hodnoceno 6 obrazů a všechny hodnocené obrazy byly hodnoceny na všechny námi implementované metody. Subjektivní hodnocení bylo připraveno a načasováno podle metody DSIS v programu PowerPoint od firmy Microsoft. Tato prezentace je na příloženém CD.

Na obr. 15.1 je detail originálního obrazu a detaily interpolovaných obrazu. U interpolačních metod Nejbližší soused, Bilineární a HVS jsou patrné výrazné barevné artefakty. Tyto artefakty jsou patrné okolo prostorových hran, kde vyjmenované metody selhávají v interpolaci a vytváří barevné artefakty.



a)

b)

c)



d)

e)

f)

Obr. 15.1 Detail interpolovaných obrazu

a) Originál, b) Nearest, c) Bilinear, d) HVS, e) Contour, f) Menon



a)



b)



c)



d)



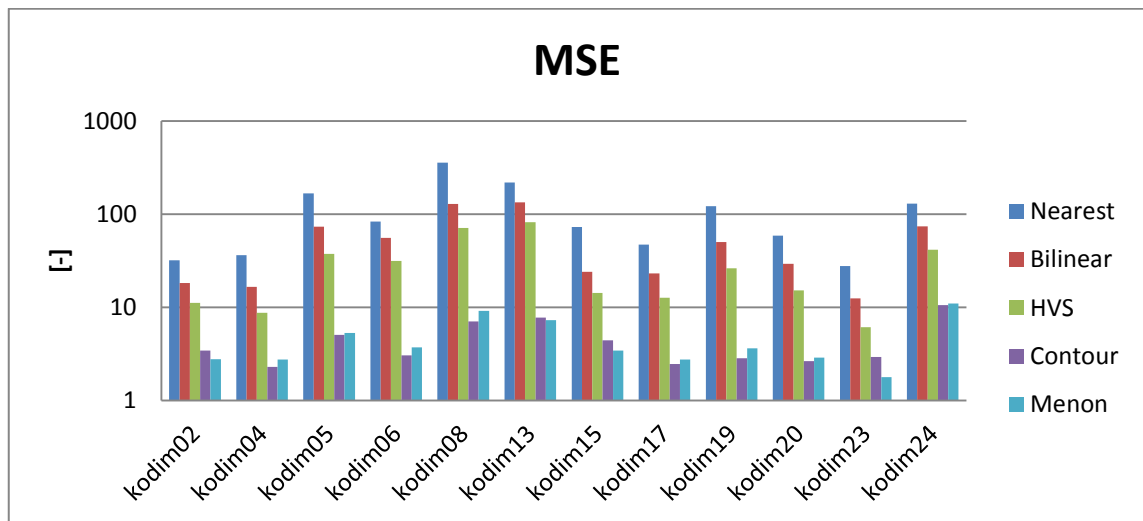
e)

Obr. 15.2 Rozdílové obrazy

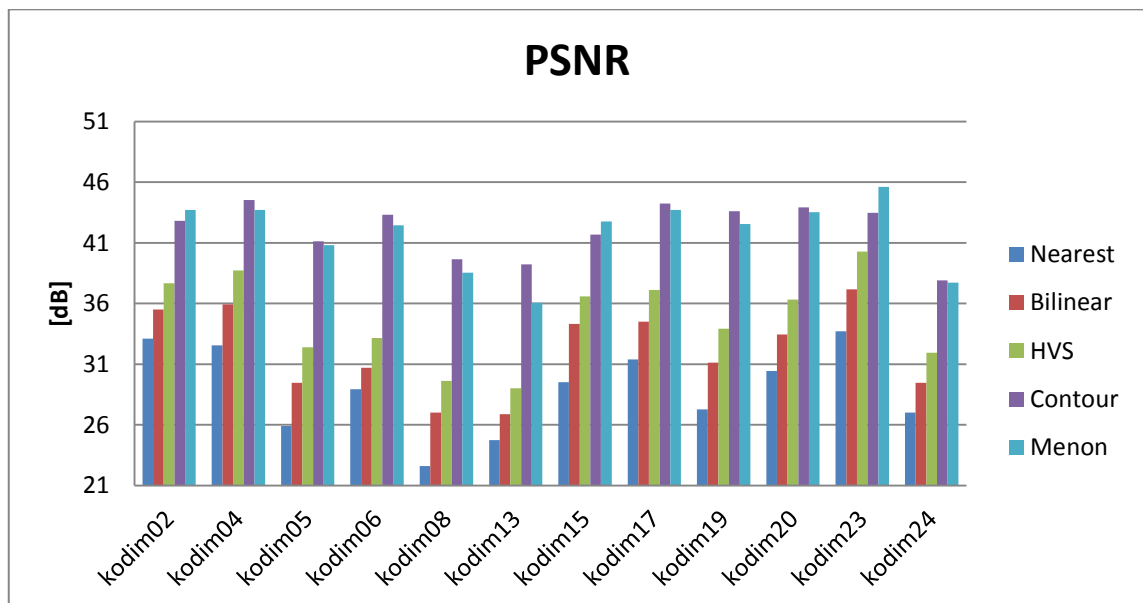
a) Nejbližší soused, b) Bilineární interpolace, c) HVS interpolace, d) Contour Stencils e) Menon

Na obr. 15.2 jsou zobrazeny rozdílové obrázky. Tyto obrázky vznikly tak, že od originálního obrazu byl odečten obraz, který vzniknul za pomoci jedné z uvedených interpolací. Jak je na výsledcích vidět, tak hlavní rozdíly vznikly na prostorových hranách. Interpolace nejbližší sused vykazuje největší rozdíly mezi originálním a interpolovaným obrazem.

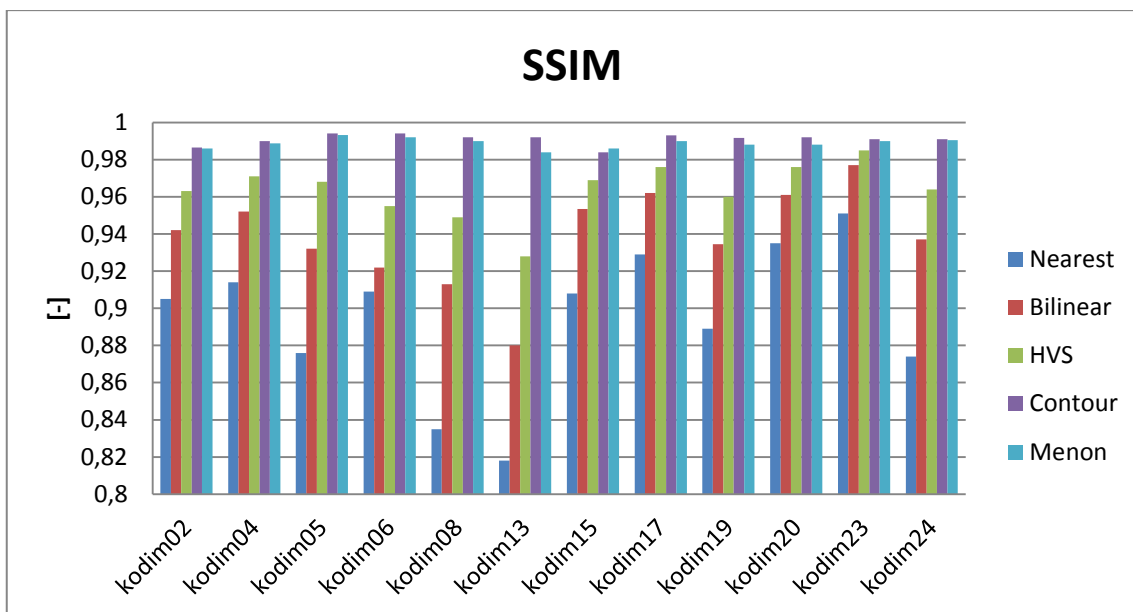
15.1 Objektivní hodnocení interpolovaných metod



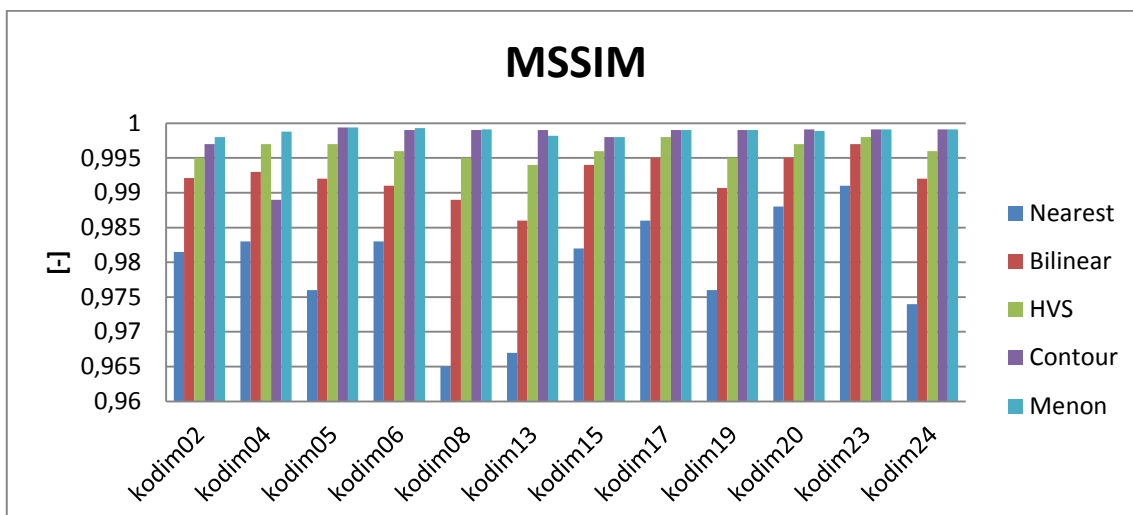
Graf 15.1 Objektivní metoda MSE



Graf 15.2 Objektivní metoda PSNR



Graf 15.3 Objektivní metoda SSIM



Graf 15.4 Objektivní metoda MSSIM

Na uvedených grafech 15.1-15.4 jsou zobrazeny výsledky objektivního hodnocení pro daný interpolovaný obraz a to vždy pro danou metriku. Pro porovnání interpolačních algoritmů v rámci výkonu nad celou databází obrázky musí být proveden výpočet střední hodnoty přes použitý vzorek snímku. Výpočet intervalu spolehlivosti je uveden níže:

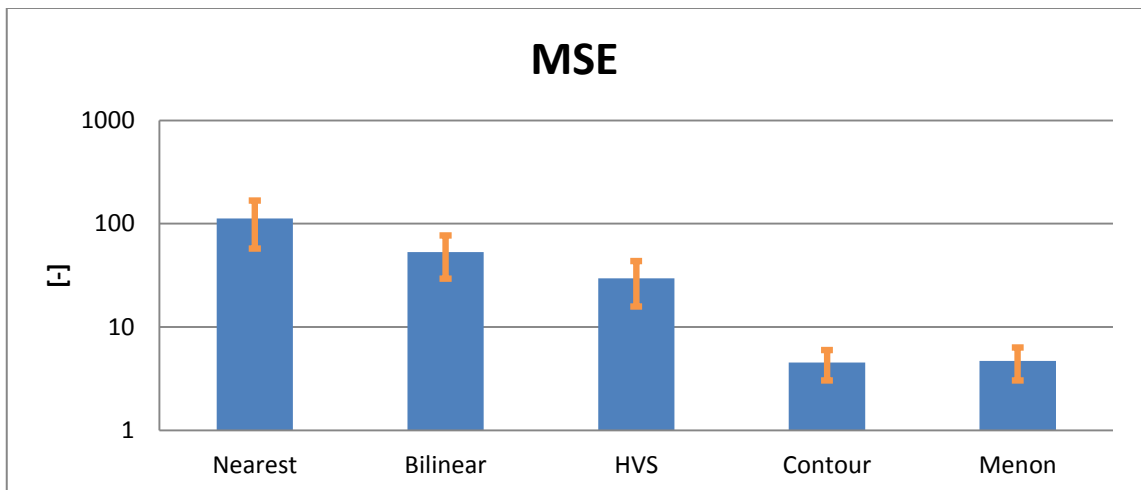
$$\left(\bar{X} - u_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X} + u_{1+\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right), \quad (15.1)$$

kde $u_{1-\frac{\alpha}{2}}$ je roven kvantilu normálního rozdělení $N(0,1)$. Tyto hodnoty se dají vyčíst z tabulek distribuční funkce pro tohoto rozdělení. Pro náš případ, kdy počítáme na hladině na 5% hladině významnosti, je hodnota kvantilu 1,96. \bar{X} , představuje střední

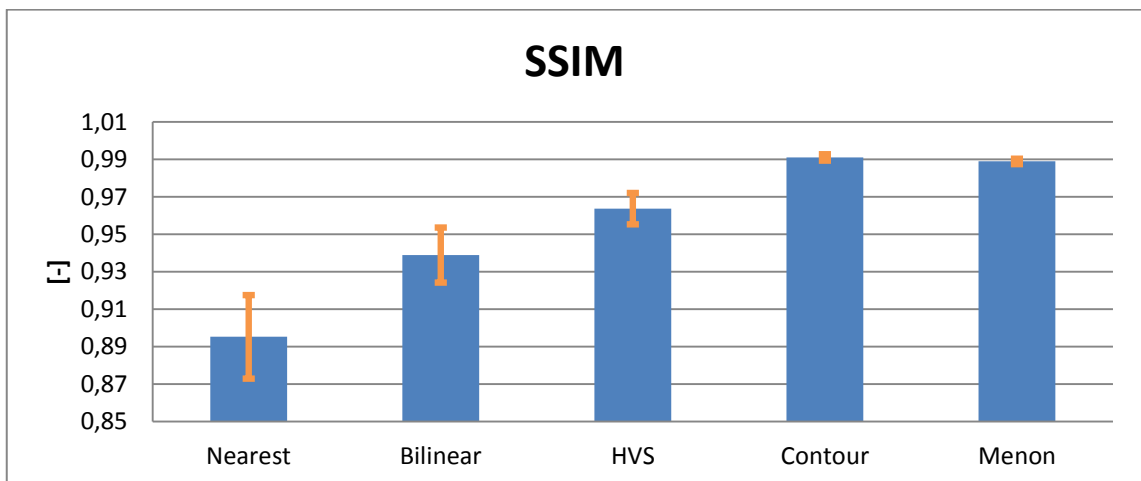
hodnotu z hodnot metrik k daným obrazům. σ představuje směrodatnou odchylku. Její výpočet je uveden níže.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} (\sum_{i=1}^N X_i^2 - N\bar{X}^2)} \quad (15.2)$$

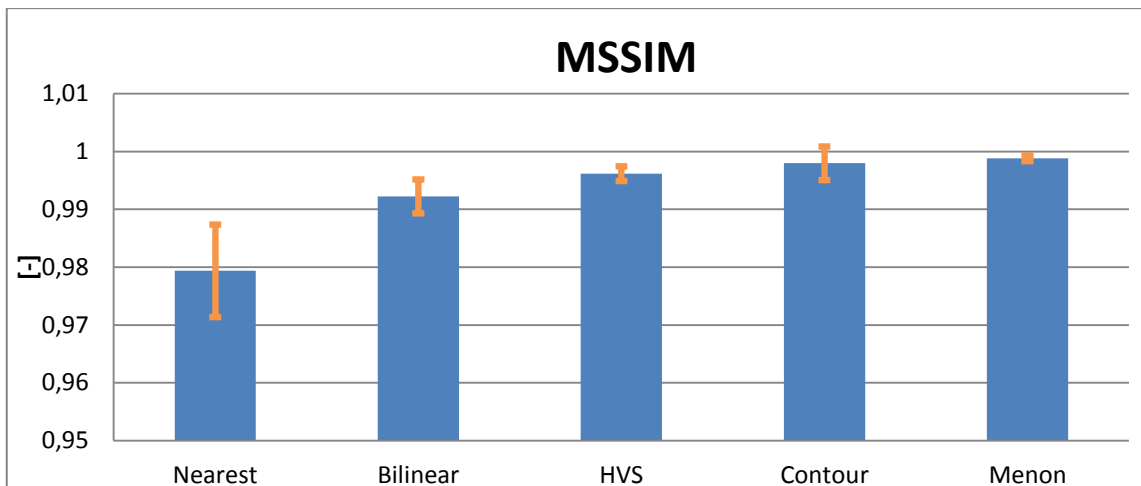
Kde X_i je hodnota hodnocení i-tého obrazu a \bar{X} je aritmetický průměr hodnocení z množiny obrazu.



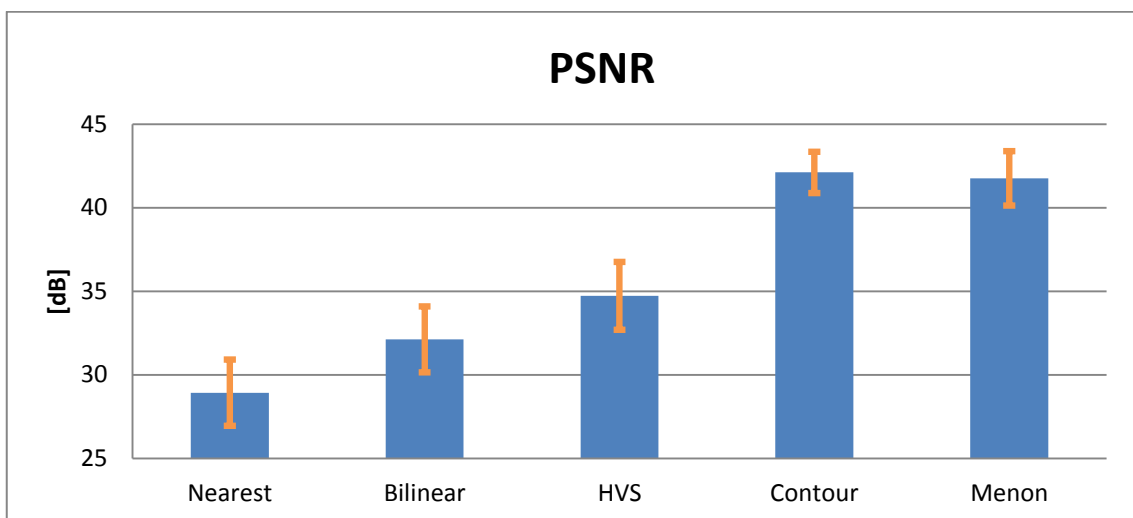
Graf 15.5 Objektivní metoda MSE s CI



Graf 15.6 Objektivní metoda SSIM s CI



Graf 15.7 Objektivní metoda MSSIM s CI



Graf 15.8 Objektivní metoda PSNR s CI

Pro jednoznačné porovnání výkonu jednotlivých interpolačních metod je potřeba párový T-test porovnávající vždy dvě interpolační metody mezi sebou. Jeho výpočet je uveden níže:

$$\begin{aligned}
 h_0 &= \mu_1 \leq \mu_2, \\
 h_1 &= \mu_1 > \mu_2,
 \end{aligned}
 \tag{15.3}$$

Budeme testovat hypotézu, že střední hodnota objektivní metriky počítaná ze vzorku databáze interpolovaných algoritmem interpolace 1, je větší nebo rovna střední hodnotě druhé metriky. Podmínky pro přijetí hypotéz jsou uvedeny níže:

$$\begin{aligned}
 T \notin W_\alpha &\Rightarrow \text{přijímáme hypotézu } h_0 = \mu_1 \leq \mu_2 \\
 T \in W_\alpha &\Rightarrow \text{přijímáme hypotézu } h_1 = \mu_1 > \mu_2
 \end{aligned}
 \tag{15.4}$$

Kde W_α je kritický obor, který vypočteme podle následujícího vzorce,

$$W_\alpha = \{T; T > t_{1-\alpha}(n-1)\} \quad (15.5)$$

kde $t_{1-\alpha}(n-1)$ je procentní kvantil studentova rozdělení o $n-1$ stupních volnosti.

$$\begin{aligned} T &= \frac{\bar{X}_{diFF}}{SE(X_{diFF})} = \frac{\bar{X}_{diFF}}{\sqrt{\frac{S^2(X_{diFF})}{n}}} = \frac{\bar{X}_{diFF}}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_i^n (X_{diFFi} - \bar{X}_{diFF})^2}} \\ &= \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{diFFi})}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \left(\sum_i^n (X_{diFFi}^2) - n \bar{X}_{diFF}^2 \right)}} \end{aligned} \quad (15.6)$$

Kde SE představuje standart error. A po dosazení rovnic z (15.7) do rovnice (15.6) získáme výslednou podobu rovnice (15.8).

$$X_{diFFi} = X_{1i} - X_{2i}$$

$$\bar{X}_{diFF} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{1i} - X_{2i}) \quad (15.7)$$

Zde n představuje počet hodnocených obrazu. X_{1i} představuje hodnotu měření i -tého snímku pro 1. Interpolaci a X_{2i} představuje hodnotu měření i -tého snímku pro 2. Interpolaci.

$$T = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{1i} - X_{2i})}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \left(\sum_i^n ((X_{1i} - X_{2i})^2) - n \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{1i} - X_{2i}) \right)^2 \right)}} \quad (15.8)$$

MSE					
	Nearest	Bilinear	HVS	Contour	Menon
Nearest		$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$
Bilinear	$h_1: X > Y$		$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$
HVS	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$		$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$
Contour	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$		$h_0: X \leq Y$
Menon	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_0: X \leq Y$	

Graf 15.9 T test pro MSE

PSNR					
	Nearest	Bilinear	HVS	Contour	Menon
Nearest		$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$
Bilinear	$h_0: X \leq Y$		$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$
HVS	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$		$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$
Contour	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$		$h_0: X \leq Y$
Menon	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	

Graf 15.10 T test pro PSNR

SSIM					
	Nearest	Bilinear	HVS	Contour	Menon
Nearest		$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$
Bilinear	$h_0: X \leq Y$		$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$
HVS	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$		$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$
Contour	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$		$h_0: X \leq Y$
Menon	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	

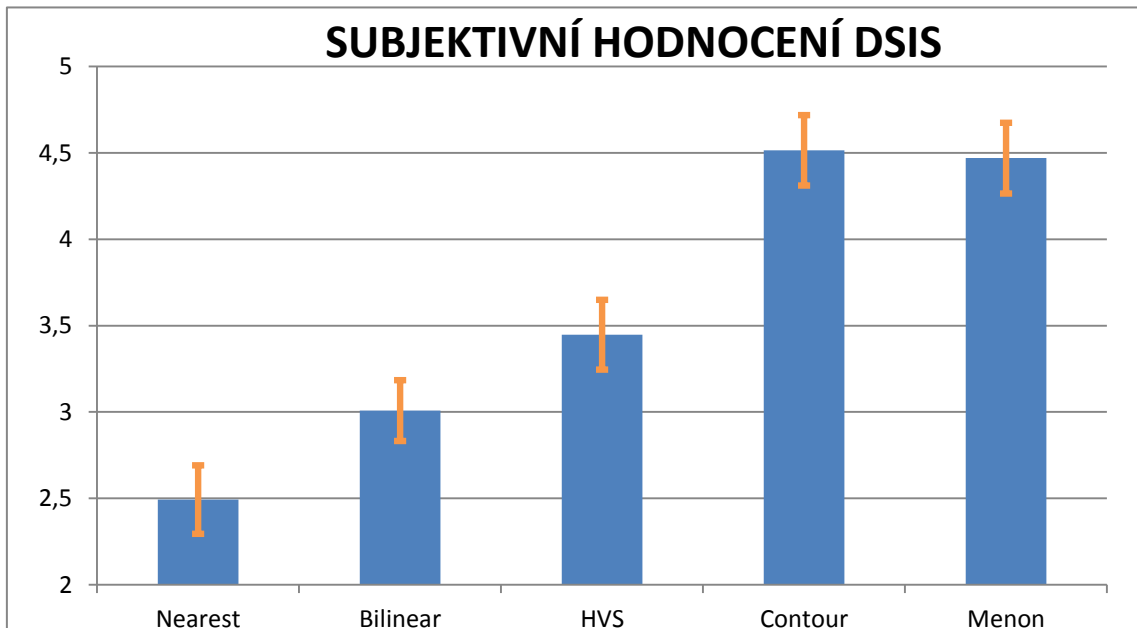
Graf 15.11 T test pro SSIM

MSSIM					
	Nearest	Bilinear	HVS	Contour	Menon
Nearest		$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$
Bilinear	$h_0: X \leq Y$		$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$	$h_1: X > Y$
HVS	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$		$h_0: X \leq Y$	$h_1: X > Y$
Contour	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$		$h_0: X \leq Y$
Menon	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	$h_0: X \leq Y$	

Graf 15.12 T test pro MSSIM

Ve výsledných grafech 15.9-15.12 pro T-testy jsou porovnávány metody mezi sebou, a to vždy pro danou zvolenou metriku. V grafech se porovnávají vždy metody z osy X s metodou z osy Y. V buňkách je uvedena hypotéza, která byla potvrzena na hladině významnosti 5%. Zelené podbarvení značí, že mezi metodou X a metodou Y je statisticky významný rozdíl, tzv. že metoda z osy X rekonstruuje obraz ve vyšší kvalitě než metoda z osy Y.

15.2 Subjektivní hodnocení interpolovaných metod



Graf 15.13 Subjektivní hodnocení DSIS

Na grafu 15.13 jsou vidět průměrné hodnoty subjektivního hodnocení přes všech hodnotitele a snímky s intervalem spolehlivosti (15.1). Pro jednoznačné porovnání výkonu jednotlivých interpolačních metod je potřeba provést dvouvýběrový T-test porovnávající vždy dvě interpolační metody mezi sebou. Jeho výpočet je uveden níže:

$$\begin{aligned} h_0 &= \mu_1 \leq \mu_2, \\ h_1 &= \mu_1 > \mu_2, \end{aligned} \quad (15.9)$$

Budeme testovat hypotézu, že střední hodnota subjektivního hodnocení přes všechny uživatele a obrazy je pro danou interpolaci $X, (\mu_1)$, menší nebo rovna střední hodnotě interpolace $Y, (\mu_2)$. Podmínky pro přijetí hypotéz jsou uvedeny níže:

$$\begin{aligned} T \notin W_\alpha &\Rightarrow \text{přijímáme hypotézu } h_0 = \mu_1 \leq \mu_2 \\ T \in W_\alpha &\Rightarrow \text{přijímáme hypotézu } h_1 = \mu_1 > \mu_2 \end{aligned} \quad (15.10)$$

Kde W_α je kritický obor, který vypočteme podle následujícího vzorce,

$$W_\alpha = \{T; T > t_{1-\alpha}(m+n-2)\} \quad (15.11)$$

Kdy n a m značí počet hodnotitelů z první a druhé interpolace

$$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{SE(X_{diff})} = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{SE^2(\bar{X}) + SE^2(\bar{Y})}} \quad (15.12)$$

Kde SE představuje standart error. A po dosazení rovnic z (15.13) do rovnice (15.12) získáme výslednou podobu rovnice (15.14).

$$SE(\bar{X}) = \sqrt{\frac{S^2_{pooled}}{n}} ; SE(\bar{Y}) = \sqrt{\frac{S^2_{pooled}}{m}}$$

$$S^2_{pooled} = \frac{n-1}{n+m+2} S^2(X) + \frac{m-1}{n+m+2} S^2(Y) \quad (15.13)$$

S^2_{pooled} představuje vážený průměr rozptylů

$$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{\sum_i^n (X_i - \bar{X})^2 + \sum_i^m (Y_i - \bar{Y})^2}} \cdot \sqrt{\frac{nm(n+m-2)}{n+m}} \quad (15.14)$$

SUBJEKTIVNÍ HODNOCENÍ DSIS					
	Nearest	Bilinear	HVS	Contour	Menon
Nearest		h0:X<=Y	h0:X<=Y	h1:X>Y	h1:X>Y
Bilinear	h0:X<=Y		h0:X<=Y	h1:X>Y	h0:X<=Y
HVS	h0:X<=Y	h0:X<=Y		h0:X<=Y	h0:X<=Y
Contour	h0:X<=Y	h0:X<=Y	h0:X<=Y		h0:X<=Y
Menon	h0:X<=Y	h0:X<=Y	h0:X<=Y	h0:X<=Y	

Graf 15.14 Dvou výběrový T-test subjektivního hodnocení

Výsledný graf 15.14 má stejný význam jako v případě objektivních hodnocení.

15.3 Zhodnocení výsledku

K porovnání výkonu interpolačních metod z hlediska objektivních metrik slouží grafy zobrazující T testy, viz grafy 15.9-15.12. Jak je z těchto grafu patrné, že jediné statisticky významný rozdíl v kvalitě rekonstrukce obrazu je znázorněn v příslušných grafech v zeleně podbarvených polích. Mezi vybranými metodami je vidět kvalitativní rozdíl v objektivním hodnocení rekonstruovaných obrazu, kromě metod Contour [24] a Menon [22], které vycházejí podle T-testu ekvivalentní. Pokud se podíváme na

rozdílové obrazy (15.2) a detaily obrazu (15.1) je patrné, že tyto dvě metody vykazují velmi podobné výsledky.

K porovnání výsledků subjektivního hodnocení nám poslouží graf 15.14 na něm je vyobrazeno porovnání interpolačních metod podle subjektivního vnímání hodnotitelů. Jak je z grafu patrné, tak výsledky nejsou tak jednoznačné jako v případě objektivního hodnocení. V tomto případě byli hodnotitelé schopni rozlišit kvalitu obrazu pouze mezi metodami Contour vs Nejbližší soused či Bilineár a Menon versus Nejbližší soused. Tyto výsledky jsou ovlivněny výběrem hodnotitelů použitím pro toto hodnocení. Pro kvalitnější hodnocení by bylo potřeba mnohem více proškolených subjektů.

Při porovnání objektivního a subjektivního hodnocení lze vyvodit, že nejlepších výsledků dosahují metody Contour[24] a Menon[22], které mohou být považovány za ekvivalentní na hladině významnosti 5%, což se subjektivních i objektivní testů týče.

16. Závěr

V úvodu práce jsem popsal lidské vnímání obrazu (kapitola. 2), neboť tato problematika je velice nápomocná k pochopení přístupu interpolačních metod k rekonstrukci výsledného obrazu. V následující části jsou vysvětleny principy dnešních fotografických snímačů a způsoby vyčítání informací z nich. Tato problematika je popsána v kapitolách 5 až 7. Stěžejní teoretická část práce pokrývá detailní popis vybraných interpolačních metod používaných k rekonstrukci výsledného obrazu u jednočipových kamer používajících k zachycení barevné informace CFA. V další části této práce je uveden popis použitých objektivních i subjektivních hodnotících metod, které byly použity k ohodnocení kvality rekonstrukce zkoumaných interpolačních technik.

V praktické části práce se věnuji implementaci vybraných interpolačních metod v programu matlab. Výsledné rekonstruované obrazy, byly porovnány v kapitole 15 za pomoci vytvoření rozdílových obrazu Obr. 15.2. Tak i za pomoci statistického vyhodnocení vybraných objektivních metrik a zároveň i subjektivním hodnocením dle doporučující normy [23] ITU-R BT.500-11. Při subjektivním testování bylo použito 22 hodnotitelů. Z těchto výsledků vyplývá, že je velký kvalitativní rozdíl ve výkonnosti jednotlivých interpolačních metod. Z vybraných metod se jeví jako nejlepší dvě *Color Demosaicing with Contour Stencils* a *Demosaicing With Directional Filtering and a posteriori Decision*. Stojí za zmínku, že obě dvě metody pracují na principu detekce hran. Rekonstrukce hran hraje velice klíčovou roli ve výsledné kvalitě obrazu, jelikož lidské oko vnímá nejvíce informací o obrazu skrze ně. Výsledky interpolační metody HVS jsou velmi závislé na použitém konvolučním jádře filtrující jas a tedy hrany z mosaikového obrazu. V našem případě byla použita jednoduchá dolní propust, jelikož výpočet vhodného jádra je matematicky velmi náročný a je osobním vlastnictvím autora [17]. V dnešní době se objevují fotografické aparáty, využívající velmi sofistikovanou soustavu čoček nad čipem, které dokáží zaznamenat snímáný obraz se všemi hloubkami ostrosti, přičemž výsledná hloubka se určí až v posprocessingem [27]. Mění zavedené standardy a chápání fotografie jako takové a přístup k objektivnímu hodnocení.

17. Použitá literatura

- [1] Příspěvatelé Wikipedie. *Lidské oko*, 2014. Online: http://cs.wikipedia.org/wiki/Lidské_oko
- [2] Lukáš, Michal. *Laserové diody Část 1 - Princip funkce laserových diod*, 2001. Online: <http://www.elektrorevue.cz/clanky/01034/index.html>
- [3] Foveon, Inc. Online: <http://www.foveon.com>
- [4] Doc. Mgr. Petr Páta, Ph.D. *Prezentace k předmětu Obrazová technika*, 2013.
- [5] ICP DAS CO. Online: http://www.icpdas.com/products/Vision/mavis/vision_glossary_a~m.htm
- [6] Příspěvatelé Wikipedie. *CMOS*, 2014. Online: <http://en.wikipedia.org/wiki/CMOS>
- [7] SRNA, Michal. *BSI CMOS snímač: popis technologie*, 2011, Online: http://www.digimanie.cz/art_doc0470C029DC50F59AC12578120061A314.html
- [8] PIHAN, Roman. *Obrazové problémy digitální fotografie III. – Šum*, 2012, Online: <http://www.fotografovani.cz/vybirame/technologie1/obrazove-problemy-digitalni-fotografie-iii-sum-152941cz>
- [9] PIHAN, Roman. *Vše o světle – 9. Světlo a senzor digitálních fotoaparátů*, 2012. Online: <http://www.fotoroman.cz/techniques3/svetlo09senzor.htm>
- [11] Moravské přístroje, A.S., 2014 Online: <http://ccd.mii.cz>
- [12] SWAIN, P.K.; CHESKIS, David. *Back-Illuminated Image Sensors Come to the Forefront*, 2014, Online: <http://www.photonics.com/Article.aspx?AID=34685>
- [13] Příspěvatelé Wikipedie. *Back-illuminated sensor*, 2014, Online: http://en.wikipedia.org/wiki/Back-illuminated_sensor
- [14] ABRAMOWITZ, Mortimer; DAVIDSON, Michael W. *Frame-Transfer CCD Architecture*, 2014, Online: <http://micro.magnet.fsu.edu/primer/digitalimaging/concepts/frametransfer.html>
- [15] PIHAN, Roman. *Interpolace (interpolation), převzorkování (resampling)*, 2011. Online: http://www.fotoroman.cz/glossary2/3_interpolace.htm
- [16] Rémi, Jean. *Demosaicing with The Bayer Pattern*, 2004.
- [17] Alleysson, David; Süsstrunk; Sabine; IEEE; Member; Héault, Jeanny. *Linear Demosaicing Inspired by the Human Visual System*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 14, no. 04, APRIL 2005

- [18] Přispěvatelé Wikipedie. *Opponent_process*, 2014. Online: http://en.wikipedia.org/wiki/Opponent_process
- [19] Krejčí, J., Zeman, T. *Hodnocení kvality IPTV*, 2010. Online: <http://access.fel.cvut.cz/view.php?cisloclanku=2010050004>
- [20] Veldhuizen, Todd, *Illustration of the PSNR measure*, 1998. Online: http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/VELDHUIZEN/nod_e18.html
- [21] Wang, Zhou and collective. *Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 04, APRIL 2004
- [22] Daniele, Menon and collective. *Demosaicing With Directional Filtering and a posteriori Decision*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 16, no. 01, January 2007
- [23] Norma ITU-R BT.500-11, Online: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/bt/R-REC-BT.500-11-200206-S!!PDF-E.pdf
- [24] P. Getreuer. *Color Demosaicing with Contour Stencils*, Proceedings of the 17th International Conference on Digital Signal Processing, 2012. Online: <http://www.ipol.im/pub/art/2012/g-dwcs/>
- [25] Přispěvatelé Wikipedie. *Peak signal-to-noise ratio*, 2014, Online: http://en.wikipedia.org/wiki/Peak_signal-to-noise_ratio
- [26] Gaubatz, Matthew. *Metrix Mux ver.1.1, 2014..* Online: http://foulard.ece.cornell.edu/gaubatz/metrix_mux/#modernization
- [27] Lytro, Inc. Online: <https://www.lytro.com/>

Použité databáze

- [I] Kodak Lossless True Color Image Suite. Online: <http://r0k.us/graphics/kodak/>

18. Seznam obrázku

Obr. 2.1	Průběhy citlivostí fotocitlivých receptorů v lidském oku.[4].....	9
Obr. 3.1	Princip 3CCD. [5].....	10
Obr. 4.1	Přechod elektronu mezi valenčním a vodivostním pásem [2].....	11
Obr. 5.1.1	Vytvoření náboje v CCD.[1].....	12
Obr. 5.1.2	Vyčítání náboje v CCD.[1].....	13
Obr. 5.3.1	Schéma Full Frame CCD čipu.[11].....	14
Obr. 5.3.2	Frame-Transfer CCD čip.[14].....	15
Obr. 5.3.3	Schéma Interline Transfer CCD čipu.[11].....	16
Obr. 5.3.4	Schéma IT čipu s prokládaným čtením.[11].....	16
Obr. 6.1.1	Schéma zapojení jedné buňky CMOS senzoru.[8].....	18
Obr. 6.2.1	Porovnání mezi příčnými řezy konvenčním front-illumination a back-illumination CMOS. [7].....	19
Obr. 6.2.2	Porovnání velikosti pixelů a rozlišení u Back a Front Illumination technologií. [12]	19
Obr. 7.1	Rozdílné přístupy k zachycení barevné informace.[3].....	20
Obr. 8.1	Bayerova maska nad senzorem. [9].....	21
Obr. 8.2	Interpolace v Bayerově masce.[9].....	21
Obr. 9.1	Bayerova maska.....	22
Obr. 10.7	Ukázka funkce modulace	27
Obr. 10.8	Ukázka plnobarevného obrazu a mozaiky obrazu rozloženého do barevných kanálu.....	31
Obr. 10.9	Rozsah frekvenčního spektra originálního obrazu I.	32
Obr. 10.5	Rozsah frekvenčního spektra mozaiky obrazu I_{CFA}	32
Obr. 10.10	Ukázka odhadu jasu ve frekvenční oblasti.....	35
Obr. 10.11	Rozdíl mezi jasem Φ a odhadovaným jasem Φ_{Est}	36
Obr. 10.12	Rozdíly mezi původním a rekonstruovaným obrazem.....	38
Obr. 11.1	Šablony soustředující se na zelené pixely. [24].....	41
Obr. 11.2	Šablony soustředující se na červené pixely.[24].....	42
Obr. 11.3	Váhy w^{init} přiřazené podle odhadované orientace.[24].....	44

Obr. 13.1	Zkreslení obrazu při různé velikosti PSNR. [20].....	56
Obr. 14.1	Časový průběh hodnocení.....	60
Obr. 15.1	Detail interpolovaných obrazu.....	62
Obr. 15.2	Rozdílové obrazy.....	63

19. Seznam grafu a tabulek

Tab. 14.1	Tabulka hodnocení dne normy ITU-R BT.500-11.....	60
Graf 15.1	Objektivní metoda MSE.....	64
Graf 15.2	Objektivní metoda PSNR.....	64
Graf 15.3	Objektivní metoda SSIM.....	65
Graf 15.4	Objektivní metoda MSSIM.....	65
Graf 15.5	Objektivní metoda MSE s CI.....	66
Graf 15.6	Objektivní metoda SSIM s CI.....	66
Graf 15.7	Objektivní metoda MSSIM s CI.....	67
Graf 15.8	Objektivní metoda PSNR s CI.....	67
Graf 15.9	T test pro MSE.....	69
Graf 15.10	T test pro PSNR.....	69
Graf 15.11	T test pro SSIM.....	69
Graf 15.12	T test pro MSSIM.....	69
Graf 15.13	Subjektivní hodnocení DSIS.....	70
Graf 15.14	Dvou výběrový T-test subjektivního hodnocení	71

20. Seznam zkratek

BSI CMOS	Backside-illumination Complementary Metal-Oxide-Semiconductor
CCD	Charge-Coupled Device
CFA	Color filter array
CI	Confidence interval
CMOS	Complementary Metal-Oxide-Semiconductor
DSIS	Double Stimulus Impairment Scale
FF	Full FRAME
FT	Frame Transfer
HVS	Human vision system
IA	Imaging Area
IT	Interline Transfer
ITU	International Telecommunication Union
MSE	Mean squared error
MSSIM	Mean structural similarity index
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
PVD	Preferred viewing distance
SA	Storage Area
SSIM	Structural similarity index